

RUDINEY SOARES PEREIRA

# **SISTEMA DE TRATAMENTO DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS DIGITAIS**

Tese apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do Título de Doutor em Ciências Florestais.

CURITIBA

1995

**RUDINEY SOARES PEREIRA**

**SISTEMA DE TRATAMENTO DE IMAGENS  
MULTIESPECTRAIS DIGITAIS**

Tese apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, do Setor de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do Título de Doutor em Ciências Florestais.

Orientador: Prof. Flávio Felipe Kirchner

**CURITIBA  
1995**

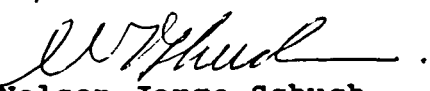
MINISTERIO DA EDUCAÇÃO E DO DESPORTO  
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ  
SETOR DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS  
COORDENAÇÃO DO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL

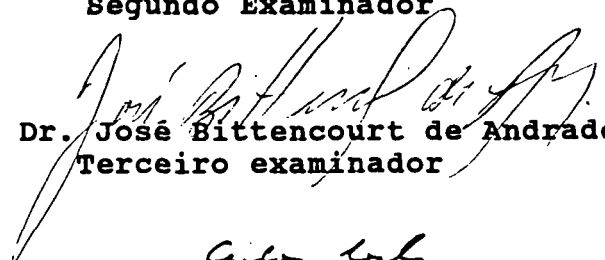
P A R E C E R

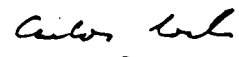
Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal reuniram-se para realizar a arguição da Tese de Doutorado apresentada pelo candidato RUDINEY SOARES PEREIRA, sob o título "SISTEMA DE TRATAMENTO DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS DIGITAIS, para obtenção do grau de Doutor em Ciências Florestais - Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal do Setor de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Paraná. Área de concentração em MANEJO FLORESTAL. Após haver analisado o referido trabalho e arguido o candidato são de parecer pela "APROVAÇÃO" da Tese com média final: ( 9,0 ), correspondente ao conceito: ( A ).

Curitiba, 24 de novembro de 1995

  
Prof. Dr. José Sales Mariano da Rocha  
Primeiro Examinador

  
Prof. Dr. Nelson Jorge Schuch  
Segundo Examinador

  
Prof. Dr. José Bittencourt de Andrade  
Terceiro examinador

  
Prof. Dr. Carlos Loch  
Quarto Examinador

  
Prof. Dr. Flávio Felipe Kirchner  
Orientador



A TAMARA minha filha,  
DEDICO.



## AGRADECIMENTOS

À Deus, pela vida;

À meus pais AMIR e VADIR, pelo esforço, dedicação e carinho ao longo de suas vidas, para que hoje, eu chegasse a essa etapa de minha vida;

À minha esposa ELIANE pelo carinho e compreensão nas horas mais difíceis, pelo tempo em que não pudemos compartilhar-mos nossos objetivos comuns;

Ao Professor Ph.D. Flávio Felipe Kirchner, Orientador, que não mediu esforços e tempo, dispensados nos momentos certos e necessários a elaboração desse trabalho;

Aos Professores Co-orientadores Ph. D. José Bittencourt de Andrade, Dr. José Sales Mariano da Rocha, e Dr. Nelson Jorge Schuch, pela dedicação e estímulos dispensados;

À Universidade Federal de Santa Maria-RS, pela oportunidade;

À Universidade Federal do Paraná, pela acolhida e oportunidade oferecida;

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Ensino Superior (CAPES), Programa Institucional de Capacitação Docente (PICD), pela bolsa de estudos;

Aos professores e funcionários do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, pela dedicação e orientação dispensadas no desenvolvimento de suas atividades;

Ao Laboratório de Ciências Espaciais de Santa Maria-LACESM do Centro de Tecnologia da Universidade Federal de Santa Maria, pelas facilidades oportunizadas;

Ao amigo e Eng°. Esp. Elias Bortolotto, pela dedicação, dispensada na análise e programação de parte das rotinas computacionais;

Ao Eng°. Agrimensor Júlio Cesar de Menezes pelas oportunizações teórico-práticas dispensadas;

Aos colegas e amigos de todas as horas, pesquisadores Eng°.Ftal. Dr. Sérgio Arhens-EMBRAPA, e Dr. Eng°. Ftal. Flávio Jorge Ponzoni-INPE, pela amizade e colaboração;

Ao amigo Eng°. Ftal. Dr. Pedro Roberto de Azambuja Madruga, pelo incentivo e nossa amizade;

À todas as pessoas, que de alguma forma auxiliaram a elaboração desse trabalho.

## BIOGRAFIA

RUDINEY SOARES PEREIRA, filho de Amir Nobre Pereira e Vadir Soares Pereira, natural de Jaguarão, Estado do Rio Grande do Sul, onde nasceu a 12 de abril de 1958.

Iniciou no curso primário do Instituto de Educação Olavo Bilac, em Santa Maria -RS em março de 1965, concluindo-o em novembro de 1969.

Em março de 1970, ingressou no curso ginásial no Colégio Estadual Manuel Ribas, em Santa Maria-RS, concluindo-o em novembro de 1973.

Em março de 1974, ingressou no curso científico do Colégio Santa Maria, em Santa Maria-RS, concluindo em dezembro de 1976.

Em março de 1977, prestou serviço militar no Núcleo de Preparação de Oficiais da Reserva no Parque Regional de Moto-Mecanização-3 da 3ª Divisão de Exército, concluindo em dezembro de 1977.

Em março de 1978, ingressou no Curso de Graduação em Engenharia Florestal na Universidade Federal de Santa Maria, em Santa Maria-RS, concluindo em dezembro de 1982.

Em março de 1983, ingressou no Curso de Especialização em Interpretação de Fotografias Aéreas e Imagens Orbitais na Universidade Federal de Santa Maria-RS, concluindo créditos, em dezembro de 1983.

Em março de 1984, ingressou no Curso de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola, Área de Concentração em

Fotointerpretação, da Universidade Federal de Santa Maria, concluindo em setembro de 1986.

Em fevereiro de 1987, ingressou na Universidade Federal de Santa Maria, mediante Concurso Público de Títulos e Provas, como docente das disciplinas de Sensoriamento Remoto e Fotogrametria do Departamento de Engenharia Rural - Centro de Ciências Rurais, onde ainda exerce suas atividades profissionais.

Em março de 1989, iniciou o Curso de Pós-Graduação em Engenharia Florestal, nível Doutorado, concluindo 45 créditos, sendo 12 créditos obtidos em tópicos especiais, relacionados a Tese.

## SUMÁRIO

<b>LISTA DE ILUSTRAÇÕES</b>	xiv
<b>LISTA DE TABELAS</b>	xix
<b>LISTA DE SIGLAS</b>	xxii
<b>RESUMO</b>	xxiii
<b>ABSTRACT</b>	xxiv
<b>1 INTRODUÇÃO</b>	1
1.1 OBJETIVOS	4
1.1.1 Objetivos gerais	4
1.1.2 Objetivos específicos	5
1.2 JUSTIFICATIVAS	6
<b>2 REVISÃO DE LITERATURA</b>	8
2.1 CARACTERIZAÇÃO DE UMA IMAGEM DIGITAL	8
2.2 COMPUTADORES DIGITAIS E O PROCESSAMENTO DE IMAGENS	10
2.3 TIPOS E MÉTODOS EM SISTEMAS DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS	12
2.3.1 Arquitetura de "hardware"	13
2.3.2 Arquitetura de "software"	15
2.4 TÉCNICAS DE PRÉ-PROCESSAMENTO DE DADOS	17
2.5 CORREÇÃO DE ERROS E REGISTRO DE IMAGENS	20

2.5.1 Distorção radiométrica .....	21
2.5.2 Distorção geométrica .....	22
2.5.3 Registro de imagens .....	24
2.5.4 Operações geométricas mistas nas imagens .....	25
2.5.4.1 Troca de escala e zoom .....	25
2.6 TÉCNICAS DE REALCE DE IMAGENS NO DOMÍNIO ESPECTRAL ...	26
2.6.1 Manipulação de contraste .....	27
2.7 TÉCNICAS DE REALCE DE IMAGENS NO DOMÍNIO ESPACIAL ....	28
2.7.1 Filtragem espacial .....	29
2.7.2 Transformações multiespectrais nos dados de imagens .	31
2.7.2.1 Operações aritméticas .....	32
2.7.2.1.1 Adição .....	32
2.7.2.1.2 Subtração .....	32
2.7.2.1.3 Multiplicação .....	33
2.7.2.1.4 Razão entre canais .....	34
2.7.2.2 Componentes principais .....	35
2.8 SELEÇÃO DE ATRIBUTOS .....	38
2.8.1 Distância de Bhattacharya .....	39
2.8.2 Distância de Jeffreys-Matusita (Distância JM) .....	39
2.9 CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS .....	41
2.9.1 Método do paralelepípedo .....	43

2.9.2 Método da distância Euclidiana mínima .....	44
2.9.3 Método de máxima verossimilhança .....	45
2.9.4 Método de K-Médias .....	48
2.9.5 Fatiamento (Density Slicing) .....	49
<b>3 MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>51</b>
3.1 MATERIAL .....	51
3.1.1 Material de interpretação .....	51
3.1.2 Material de processamento e cálculo .....	51
3.1.3 Material cartográfico .....	53
3.2 MÉTODOS .....	53
3.2.1 Correção erros e registro de dados de imagens .....	53
3.2.1.1 Correção da distorção radiométrica .....	54
3.2.1.2 Correção da distorção geométrica .....	55
3.2.1.3 Registro de imagens .....	66
3.2.1.4 Operações geométricas mistas nas imagens .....	70
3.2.1.4.1 Rotação de imagem .....	71
3.2.1.4.2 Troca de escala e zoom .....	71
3.2.2 Técnicas de realce de imagens no domínio espectral ..	71
3.2.2.1 Manipulação de contraste .....	71
3.2.2.1.1 Realce de contraste linear .....	73
3.2.2.1.2 Realce por saturação linear .....	73

3.2.2.1.3	Realce de contraste automático .....	75
3.2.2.1.4	Realce de contraste logarítmico e exponencial ...	75
3.2.2.1.5	Modificação de contraste por partes .....	77
3.2.2.1.6	Equalização do histograma .....	78
3.2.3	Técnicas de realce de imagens no domínio espacial ..	79
3.2.3.1	Filtragem espacial .....	79
3.2.3.1.1	Filtragem espacial linear .....	81
3.2.3.1.2	Filtros derivativos .....	82
3.2.3.1.2.a	Filtros derivativos detectores de linhas verti- cais .....	82
3.2.3.1.2.b	Filtros derivativos detectores de linhas hori- tais .....	83
3.2.3.1.2.c	Filtros derivativos para realce de diagonais ..	83
3.2.3.1.3	Filtros detectores de linhas e manchas .....	83
3.2.3.1.3.a	Filtros detectores de linhas duplas .....	83
3.2.3.1.3.b	Filtros detectores de pequenas manchas .....	84
3.2.3.1.3.c	Filtro detector de linhas segundo as direções Norte (FCN), Sul (FCS), Leste(FCE) e Oeste(FCW)	84
3.2.3.1.3.d	Filtro detector de linhas segundo as direções Noroeste(FCNW), Nordeste(FCNE), Sudoeste (FCSW) Sudeste (FCSE) .....	84



3.2.3.1.3.e Filtro passa-baixa .....	85
3.2.3.1.3.f Filtro passa-alta .....	85
3.2.3.1.4 Filtragem espacial não linear .....	86
3.2.3.1.4.a Operador de SOBEL e PREWITT .....	87
3.2.3.1.4.b Operador de ROBERTS .....	87
3.2.4 Transformações multiespectrais nos dados de imagens .	87
3.2.4.1 Transformação por componentes principais .....	88
3.2.4.1.1 Interpretação dos componentes principais .....	89
3.2.4.1.2 Análise de componentes principais .....	93
3.2.4.1.3 Utilização dos componentes principais .....	106
3.2.4.1.3.a Seleção do número de componentes principais ...	106
3.2.4.1.3.b Critérios utilizados para escolha dos componen- tes principais .....	107
3.2.4.1.3.c Aplicações da análise por componentes princi- pais .....	108
3.2.4.1.3.d Análise de componentes principais não lineares	109
3.2.4.1.3.e Uso de componentes principais em regressão ....	110
3.2.4.1.3.f Detecção de inconsistência de dados por compo- nentes principais .....	110
3.2.4.2 Operações aritméticas .....	111
3.2.4.2.1 Adição, subtração e multiplicação .....	111

3.2.4.2.2 Razão entre canais .....	112
3.2.5 Seleção de atributos .....	113
3.2.5.1 Distância de Bhattacharya .....	114
3.2.5.2 Distância de Jeffreys-Matusita (Distância JM) .....	114
3.2.6 Classificação de imagens .....	115
3.2.6.1 Método do paralelepípedo .....	115
3.2.6.2 Método da distância Euclidiana mínima .....	117
3.2.6.3 Método de máxima verossimilhança .....	118
3.2.6.3.1 Inicialização e treinamento .....	118
3.2.6.3.2 Classificação estatística .....	118
3.2.6.4 Método K-Médias .....	121
3.2.6.5 Fatiamento (Density Slicing) .....	126
3.2.6.5.1 Fatiamento colorido e pseudocor .....	127
3.2.6.5.2 Fatiamento preto-branco .....	127
3.2.6 Sistema de processamento de imagens .....	127
3.2.6.1 Arquitetura do "hardware" .....	128
3.2.6.2 Arquitetura do "software" .....	128
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>129</b>
4.1 ARQUITETURA DO "HARDWARE" .....	129
4.2 ARQUITETURA DO "SOFTWARE" .....	130
4.2.1 Descrição dos subsistemas .....	130

4.2.1.1 Subsistema de entrada .....	131
4.2.1.2 Subsistema de análise .....	133
4.2.1.3 Subsistema interativo .....	168
4.2.1.4 Subsistema de saída .....	169
<b>5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....</b>	<b>171</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>174</b>
Anexo 01 - Síntese da estrutura e operação do software de tratamento de imagens multiespectrais digitais	174
Anexo 02 - Exemplos de imagens geradas por filtragem espacial, segundo nomenclatura da metodologia	185
Anexo 03 - Exemplo de análise estatística de uma imagem parcial TM 4 e os correspondentes histogramas de frequência numérico e gráfico .....	211
Anexo 04 - Exemplo de análise estatística por classe de uso da terra com histogramas de frequência numérico e gráfico, para a banda espectral TM3	217
Anexo 05 - Exemplo de análise estatística por amostra e por classe de uso da terra para a banda espec- tral TM3 .....	243
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>256</b>

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

1	FLUXOGRAMA DE UM SISTEMA COMPUTADORIZADO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS .....	14
2	COMPONENTES DE UM SISTEMA DE TRATAMENTO DIGITAL DE IMAGENS .....	18
3	LOCALIZAÇÃO DAS IMAGENS TM LANDSAT NO MUNICÍPIO DE SANTA MARIA-RS.....	52
4	REPRESENTAÇÃO ESQUEMÁTICA DO PROCESSO DE REAMOSTRAGEM	62
5	REPRESENTAÇÃO DO PROCESSO DE INTERPOLAÇÃO BILINEAR...	64
6	CORRELAÇÃO ENTRE ÁREA DE PESQUISA E 'JANELAS' NA IMAGEM .....	70
7	FORMA MODULAR DE MANIPULAÇÃO DE CONTRASTE DE UMA IMAGEM DIGITAL .....	72
8	MAPEAMENTO DE CONTRASTE POR SATURAÇÃO LINEAR.....	74
9	MAPEAMENTO DE CONTRASTE LOGARÍTMICO .....	76
10	MAPEAMENTO DE CONTRASTE EXPONENCIAL .....	76
11	MAPEAMENTO DE CONTRASTE POR PARTES .....	77
12	CLASSIFICAÇÃO POR PARALELEPÍPEDO EM 2 DIMENSÕES ...	117
13	ILUSTRAÇÃO DOS PADRÕES PARA O ALGORITMO K-MÉDIAS ..	123
14	CONFIGURAÇÃO DO HARDWARE DO SISTEMA .....	129
15	COMPOSIÇÃO MODULAR DO SISTEMA DE TRATAMENTO DIGITAL DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS .....	130
16	FLUXOGRAMA DE TRATAMENTO DOS DADOS NO SUBSISTEMA DE ENTRADA .....	131
17	OPERAÇÕES COM ARQUIVOS DIGITAIS NO SUBSISTEMA DE ENTRADA .....	132

18	CONFIGURAÇÃO MODULAR BÁSICA DO SUBSISTEMA DE ANÁLISE .....	134
19	CONFIGURAÇÃO MODULAR BÁSICA PARA TRANSFORMAÇÕES GEOMÉTRICAS .....	136
20	SIMPLIFICAÇÃO DOS SUB-MÓDULOS DE REALCE NOS DOMÍNIOS ESPECTRAL E ESPACIAL .....	138
21	DOMÍNIOS ESPACIAL E ESPECTRAL COM SEUS SUB-MÓDULOS PARA O REALCE DE IMAGENS .....	139
22	IMAGEM TM 1 DO LANDSAT 5, DADOS BRUTOS.....	142
23	IMAGEM TM 1 DO LANDSAT 5 COM CONTRASTE LINEAR .....	143
24	PROCEDIMENTOS IMPLEMENTADOS NO MÓDULO DE ESTATÍSTICA NO SUBSISTEMA DE ANÁLISE .....	144
25	IMAGEM COMPOSIÇÃO COLORIDA TM 1/2/3 .....	146
26	IMAGEM COMPOSIÇÃO FALSA-COR TM 2/3/4 .....	147
27	IMAGEM COMPOSIÇÃO FALSA-COR TM 3/4/5 .....	148
28	IMAGEM COMPOSIÇÃO FALSA-COR TM 2/7/4 .....	149
29	IMAGEM COMPONENTE PRINCIPAL 1 .....	152
30	IMAGEM COMPONENTE PRINCIPAL 2 .....	153
31	IMAGEM COMPONENTE PRINCIPAL 3 .....	154
32	IMAGEM CLASSIFICADA PELO ALGORITMO K-MÉDIAS .....	156
33	IMAGEM DAS AMOSTRAS COLETADAS POR CLASSE DE USO DA TERRA .....	159
34	IMAGEM CLASSIFICADA POR MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA .....	160
35	IMAGEM CLASSIFICADA POR PARALELEPÍPEDO .....	162
36	IMAGEM CLASSIFICADA PELA DISTÂNCIA MÍNIMA PADRONIZADA	165
37	IMAGEM CLASSIFICADA PELA DISTÂNCIA MÍNIMA NÃO PADRONIZADA .....	167
38	CONFIGURAÇÃO PARA COMPRESSÃO DE DADOS .....	168

39	CONFIGURAÇÃO SIMPLIFICADA DO SUBSISTEMA INTERATIVO	169
A 1-1	VISUALIZAÇÃO INICIAL DO MENU PRINCIPAL DO SISTEMA DE TRATAMENTO DIGITAL DE IMAGENS .....	180
A 2-1	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS VERTICAIS (FDLV) .....	186
A 2-2	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS HORIZONTAIS (FDLH) .....	187
A 2-3	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DERIVATIVO DETECTOR DE DIAGONAIS (FDD1) .....	188
A 2-4	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DETECTOR DE PEQUENAS MANCHAS (FDPM) .....	189
A 2-5	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DETECTOR DE DIREÇÃO NORTE (FCN) .....	190
A 2-6	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO PASSA- BAIXA TIPO 1 (FPB1) .....	191
A 2-7	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO PASSA- ALTA TIPO 5 (FPA5) .....	192
A 2-8	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE PREWITT TIPO H1 .....	193
A 2-9	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL TIPO H1 .....	194
A 2-10	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL TIPO H2 .....	195
A 2-11	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS HORIZONTAIS TIPO H1 .....	196
A 2-12	IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS VERTICAIS TIPO H2 .....	197
A 2-13	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS VERTICAIS (FDLV) .....	198

A 2-14	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS HORIZONTAIS (FDLH) .....	199
A 2-15	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DERIVATIVO DETECTOR DE DIAGONAIS (FDD1) .....	200
A 2-16	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DETECTOR DE PEQUENAS MANCHAS (FDPM) .....	201
A 2-17	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DETECTOR DE DIREÇÃO NORTE (FCN) .....	202
A 2-18	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO PASSA- BAIXA TIPO 1 (FPB1) .....	203
A 2-19	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO PASSA- ALTA TIPO 5 (FPA5) .....	204
A 2-20	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE PREWITT TIPO H1 .....	205
A 2-21	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL TIPO H1 .....	206
A 2-22	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL TIPO H2 .....	207
A 2-23	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS VERTICAIS TIPO H1 .....	208
A 2-24	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS VERTICAIS TIPO H2 .....	209
A 2-25	IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT DIAGONAL 1 TIPO H1 .....	210
A 3-1	IMAGEM PARCIAL TM BANDA 4 .....	212
A 3-2	FREQÜÊNCIA RELATIVA E ACUMULADA DA IMAGEM PARCIAL TM BANDA 4 .....	216
A 4-1	HISTOGRAMA DE FREQÜÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA SOLO-EXPOSTO .....	219

A 4-2	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA AGRICULTURA .....	221
A 4-3	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA CAMPO .....	223
A 4-4	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA CAMPO SECO/QUEIMADO .....	225
A 4-5	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ÁREA URBANA .....	227
A 4-6	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ÁREA URBANA 2 .....	230
A 4-7	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA RIOS, AÇUDE .....	232
A 4-8	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ESTRADA S/ PAVIM. ....	234
A 4-9	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ESTRADA C/ PAVIM. ....	236
A 4-10	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA FL. DE ENCOSTA .....	238
A 4-11	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA FL. DE GALERIA .....	240
A 4-12	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA FLORESTAMENTO .....	242



## LISTA DE TABELAS

		Página
TABELA 1-	NÚMERO DE PARÂMETROS ESTIMADOS EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE VARIÁVEIS À CONSIDERAR .....	92
TABELA 2-	MATRIZES DE VARIÂNCIA-COVARIÂNCIA E DE CORRELAÇÃO PARA A ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS .....	145
TABELA 3-	EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS VERSUS COMPONENTES PRINCIPAIS .....	150
TABELA 4-	GRAU DE CORRELAÇÃO ENTRE OS COMPONENTES E AS BANDAS ESPECTRAIS .....	150
TABELA 5-	RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DA MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA .....	158
TABELA 6-	RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DO PARALELEPÍPEDO .....	161
TABELA 7-	RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DA DISTÂNCIA MÍNIMA PADRONIZADA .....	164
TABELA 8-	RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DA DISTÂNCIA MÍNIMA .....	164

TABELA	A 3-1	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO DE UMA IMAGEM PARCIAL BANDA ESPECTRAL TM 4 ....	213
TABELA	A 4-1	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA SOLO EXPOSTO .....	218
TABELA	A 4-2	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA AGRICULTURA .....	220
TABELA	A 4-3	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA CAMPO .....	222
TABELA	A 4-4	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA CAMPO SECO/QUEIM. ....	224
TABELA	A 4-5	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ÁREA URBANA .....	226
TABELA	A 4-6	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ÁREA URBANA 2 .....	228
TABELA	A 4-7	HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA	

RIOS, AÇUDES .....	231
TABELA A 4-8 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ESTRADA S/PAVIM. ....	233
TABELA A 4-9 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA ESTRADA C/PAVIM. ....	235
TABELA A 4-10 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA FL. DE ENCOSTA .....	237
TABELA A 4-11 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA FL. DE GALERIA .....	239
TABELA A 4-12 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA FLORESTAMENTO .....	241

## LISTA DE SIGLAS

HRV	- HAUTE RESOLUTION VISIBLE (ALTA RESOLUÇÃO VISÍVEL )
IHS	- SISTEMA DE CORES (INTENSITY, HUE, SATURATION)
INPE	- INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS
KB	- UNIDADE DE MEMÓRIA EXPRESSA EM KILO BYTES (1.024 BYTES)
MAXVER	- ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS POR MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA
MB	- UNIDADE DE MEMÓRIA EXPRESSA EM MEGA BYTE (1.024 KB)
RAM	- RANDOM ACCESS MEMORY (MEMÓRIA DE ACESSO RANDÔMICO)
RGB	- SISTEMA DE CORES (RED, GREEN, BLUE)
SITIM	- SISTEMA DE TRATAMENTO DE IMAGENS
TM	- THEMATIC MAPPER (MAPEADOR TEMÁTICO)
UVI	- UNIDADE VISUALIZADORA DE IMAGENS
MSS	- MULTISPECTRAL SCANNER (SENSOR MULTIESPECTRAL)

## RESUMO

O objetivo do trabalho, foi desenvolver e operacionalizar um sistema de tratamento de imagens multiespectrais digitais sobre uma plataforma PC XT/AT de baixo custo. O sistema foi desenvolvido em linguagem de programação estruturada Turbo Pascal, cujas rotinas, foram agrupadas em 4 subsistemas a saber: subsistema de entrada, subsistema de análise, subsistema interativo e subsistema de saída. No subsistema de entrada, estão implementadas as rotinas que tratam de preparar os dados digitais de imagem, incluindo-se todas as rotinas que permitem a manipulação e o gerenciamento de arquivos imagem. No segundo subsistema, o de análise, as rotinas de processamento dos dados estão agrupadas nos seguintes módulos: transformações radiométricas; transformações geométricas; apresentação de dados; realce de imagens nos domínios espacial e espectral; análise estatística; extração de características; classificação não supervisionada; classificação supervisionada; apresentação de resultados e a compressão de dados. O subsistema interativo é composto por rotinas de recuperação de dados, apresentação nos periféricos (hardware), interface de comunicação como o usuário através de diálogos padronizados, e de rotinas que permitem o acesso às tarefas de forma distribuída no sistema. O último subsistema, está constituído de rotinas que propiciam a obtenção e o controle efetivo de cada um dos periféricos para saídas gráficas e numéricas. A avaliação da aplicabilidade do sistema de tratamento digital de imagens multiespectrais, restringiu-se ao processamento numérico e visualização das imagens geradas, obtidas pelas diferentes técnicas.

## **ABSTRACT**

The purpose of the work was to develop and operate a system of treatment of multispectral digital images on a low cost PC XT/AT platform. The system was developed in a structured programming language Turbo Pascal, whose routines were grouped in 4 subsystems named: entrance subsystem, analysis subsystem, interactive subsystem and exit subsystem. In the entrance subsystem are implemented the routines which prepare the digital image data, including all the routines which allow the manipulation and the managing of image files. In the second subsystem, analysis, the routines of data processing are grouped in the following modules: radiometric transformations; geometric transformations; data presentation; images distinction in the spatial and spectral dominions; statistic analysis; extraction of characteristics; not supervised classification; supervised classification; results presentation and data compression. The interactive subsystem is composed by data recuperation routines; presentation in the periferic (hardware), interface of communication with the user through standardized dialogues and of routines that allow access to the tasks in a distributed way in the system. The last subsystem is constituted of routines that provide the attainment and the effective control of each periferic to graphic and numeric exits. The evaluation of the applicability of the multispectral images digital treatment system was restricted to the numeric processing and visualization of generated images obtained by the different techniques.

## 1 INTRODUÇÃO

Os sistemas de tratamento digital de imagens multiespectrais existentes no mercado, geralmente necessitam de equipamentos *hardware* sofisticados e de altos custos. Associados a esses elementos, os programas de tratamento digital também deixam de cumprir certas necessidades, pois são desenvolvidos especificamente para operar sob determinadas condições de *hardware* tais como unidade de visualização de imagens, capacidade de memória, velocidade de processamento e outros periféricos que fazem parte desses sistemas.

HABERACKER(1984) apresenta uma configuração básica para os sistemas de processamento de imagens digitais. Essa configuração segundo o autor, é composta de uma unidade de entrada de imagem (leitora de fitas digitalizadora), um computador com unidades de disco e fita, terminais gráficos, uma impressora, uma unidade plotadora, uma unidade visualizadora e uma unidade de saída de imagens, podendo ser uma gravadora fotográfica.

Ao considerarmos a configuração apresentada pelo autor citado, certamente os custos de desenvolvimento e de tratamento de imagens digitais seriam proibitivos para muitas instituições de ensino e pesquisa, pois além de não disporem de recursos suficientes para a aquisição de tal configuração, o mercado

nacional de fabricantes não oferece muitas opções compatíveis com as necessidades.

Geralmente os sistemas de tratamento de imagens digitais necessitam também de um suporte lógico composto de rotinas computacionais capaz de propiciar uma variedade de processamentos distintos, seja a nível radiométrico ou geométrico. Constata-se também, que os sistemas existentes não apresentam de forma clara como são tratados os dados digitais de uma imagem, quando aplica-se um determinado procedimento. Dessa forma, as opções de processamento existentes nos sistemas de tratamento digital de imagens, propiciam ao usuário inexperiente, resultados muitas vezes inexplicáveis.

A escolha inadequada de procedimentos aliada ao desconhecimento por parte do usuário da forma como são tratados os dados digitais de imagens, limitam a utilização da potencialidade dos sistemas de tratamento. Com isso, esses sistemas que apresentam configurações complexas e portanto de custos altos, tornam-se ainda mais difíceis de serem adquiridos e operados convenientemente pelos usuários.

Com o advento de computadores de menor tamanho e com maior capacidade de processamento de dados, seja em volume ou em velocidade, tem-se procurado adequar vários desenvolvimentos no sentido de se obter métodos automáticos ou com alguma supervisão em tarefas de decisão. Nesse sentido, quando tratamos um volume considerável de dados digitais, deve-se sempre evitar ao máximo a intervenção do homem de tal forma que o caráter subjetivo seja substituído por critérios de maior precisão.



A utilização de sistemas de tratamento de imagens instalados em computadores de médio ou pequeno porte, facilitaram consideravelmente a análise e conseqüentemente a tarefa de decisão com rapidez e economia. Dessa forma, torna-se mais rápida e segura, a obtenção de informações confiáveis a respeito dos dados processados.

Associado a esse fato, o tratamento manual dos dados permite que usuários de um mesmo produto de sensoriamento remoto, produzam informações diferentes. Isso acontece porque existe o caráter subjetivo do intérprete sem considerar ainda alguns parâmetros utilizados para a extração de informações na forma visual. Considera-se ainda, que os produtos fotográficos de sensoriamento remoto não conseguem representar visualmente, as reais condições de aquisição dos dados, uma vez que nesses produtos, os dados sofrem uma compressão.

O tratamento manual dos dados, oriundos de produtos fotográficos reduz a potencialidade interpretativa. Já o tratamento de dados na forma digital, permite explorar todo o potencial existente, e através de determinados procedimentos matemáticos, pode-se alcançar resultados confiáveis, otimizando-se o tempo de interpretação, o custo operacional e ainda o aumento de informações produzidas.

Considerando-se os problemas abordados tanto a nível de *hardware* e *software* e, a realidade brasileira das instituições de ensino e pesquisa quanto a aquisição desses sistemas de tratamento de imagens, propõe-se, o desenvolvimento de um suporte lógico de processamento de dados digitais que atenda as necessidades e características descritas.

O sistema de tratamento digital de imagens multiespectrais, provenientes de satélites de recursos naturais, foi desenvolvido utilizando-se um microcomputador IBM PC compatível, periféricos de fácil aquisição no mercado, e de técnicas e metodologias citadas na literatura especializada, procurando-se ainda, a otimização de rotinas de processamento de forma que os resultados obtidos sejam comparáveis aos dos sistemas existentes no mercado.

## **1.1 OBJETIVOS**

### **1.1.1 Objetivo geral**

O objetivo geral enquadra-se numa proposição de desenvolvimento de um sistema interativo de tratamento digital de imagens, utilizando-se de equipamentos de baixo custo e rotinas computacionais desenvolvidas, visando-se sempre, a otimização do tempo e dos resultados à serem obtidos.

O objetivo geral foi:

- Desenvolver e implantar um sistema de tratamento digital de imagens multiespectrais bem como avaliar a aplicabilidade do sistema desenvolvido, utilizando-se de micro-computador IBM PC, periféricos de entrada e saída de dados.

### 1.1.2 Objetivos específicos

No contexto do objetivo geral, cita-se os seguintes objetivos específicos:

a) Elaborar rotinas computacionais a partir de algoritmos apresentados em literatura especializada visando o processamento de dados digitais a nível radiométrico e geométrico;

b) Implantar essas rotinas em um conjunto de procedimentos ordenados e interrelacionados de forma a constituir um sistema de tratamento digital de imagens, compatível com *hardware* de baixo custo, se comparado aos sistemas existentes no mercado nacional;

c) Introduzir novas alternativas de pré-processamento e processamento de imagens;

d) Permitir a criação de produtos digitais em unidades de saída;

e) Implementar procedimentos para melhor caracterizar estatisticamente os dados digitais de imagens;

f) Aumentar a disponibilidade de rotinas computacionais visando a extração de atributos de maneira mais diversificada;

g) Usar periféricos de menor custo para a obtenção de resultados após a aplicação dos processamentos efetuados sobre os dados de imagens;

h) Permitir uma interação usuário-sistema mais produtiva, evitando-se ao máximo, a interferência do usuário no fornecimento de parâmetros, durante a execução de procedimentos.

## 1.2 JUSTIFICATIVAS

Ao se propor o desenvolvimento e implantação de um sistema de tratamento digital de imagens, procurou-se atingir a operacionalização de rotinas computacionais, para o tratamento de um considerável volume de dados, geralmente presentes em produtos de Sensoriamento Remoto. Nesse sentido, muitos sistemas existentes no mercado nacional e internacional, se valem de uma arquitetura relativamente complexa e com altos custos.

Deve-se considerar ainda, que esses sistemas certamente dificultarão o desenvolvimento e a implantação de novos procedimentos, que venham atender especificamente os objetivos de cada usuário.

Considerando-se que os produtos de sensoriamento remoto são multi-usuários, os sistemas de tratamento digital de imagens devem oferecer uma flexibilidade de situações, possíveis de desenvolvimento e implantação de novos procedimentos, sem o comprometimento da operacionalidade do sistema. Um sistema assim caracterizado, propicia uma diversificação de tratamentos de dados digitais, capaz de atender um maior número de usuários.

Os sistemas de tratamento digital de imagens multiespectrais comercializados no mercado nacional e internacional, apresentam a dificuldade de implantação de novos procedimentos, visando melhor extrair as informações dos dados. Isso, praticamente obriga ao usuário do sistema, uma condução invariável da metodologia de tratamento dos dados digitais o

que certamente limitará a obtenção de respostas que atendam os objetivos inicialmente propostos.

Atendendo aos objetivos gerais e específicos, o desenvolvimento de uma sistema de baixo custo e de fácil aquisição, permite operacionalizar o tratamento de imagens de forma menos subjetiva, mais rápida e que certamente, atenderá ao pequeno usuário.

Considerando-se os aspectos abordados e os objetivos propostos, deve-se dispor de outros sistemas de tratamento digital, que atendam as necessidades impostas pela diversificação que o produto digital multiespectral propicia. Sendo assim, a disponibilidade de outros sistemas de tratamento de imagens digitais mais flexíveis quanto a operacionalidade, aos custos de desenvolvimento e, implementação de novos procedimentos, torna-se uma alternativa viável utilizando-se de configurações de *hardware* menos complexas.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 Caracterização de uma imagem digital

KIRCHNER, MITISHITA e PREOSCK (1988) fazendo referência as vantagens de imagens digitais sobre as imagens analógicas, citam a amplitude dinâmica dos níveis de cinza (até 256) nas imagens digitais, enquanto nas imagens analógicas é possível discernir 15 a 30 níveis de cinza e também, a repetitividade (cópias) de produtos digitais exatamente iguais ao original. Já a imagem analógica, segundo esses autores, é substancialmente degradada por cópias sucessivas do original.

DUTRA, SOUZA, II & MOREIRA (1981), caracterizam uma imagem como sendo uma função  $f(x,y)$ , discretizada, onde  $x$  e  $y$  representam as coordenadas espaciais e o valor de  $f$ , também discretizado, representa o valor de brilho ou de cinza de um ponto qualquer. Segundo esses autores a imagem pode ser representada por:

$f(x,y)$ , onde:  $0 \leq x, y \leq N-1$

$0 \leq f(x,y) \leq M-1$

$N$  = número de "pixels" numa linha

$M$  = número de níveis de cinza

DUTRA (1982) descrevendo sobre a representação matemática de imagens, afirma que essas não são funções contínuas e sim discretizadas segundo um processo de amostragem a intervalos regulares, de números reais não negativos e limitados.

NORWOOD & LANSING JR. (1983) citam que as imagens provenientes de sistemas de sensoriamento remoto utilizam-se da digitalização em 256 níveis de cinza para representar o valor discreto de brilho de "pixels".

KIRCHNER, MITISHITA e PREOSCK (1988) citando SCHOWENGERDT (1983) apresentam os parâmetros típicos da quantização radiométrica para uma imagem digital, a citar: número de bits por pixel, número de níveis de cinza, nível de cinza mínimo e nível de cinza máximo. Esses autores definem o número de níveis de cinza, dependente da relação  $2^k$ , onde  $k$  representa o número de bits por pixel.

MASCARENHAS & VELASCO (1984) definem uma imagem como uma função bidimensional  $I(x,y)$ , determinada numa certa região. Ao valor  $I(x,y)$  da imagem no ponto  $(x,y)$  dá-se o nome de nível de cinza. Segundo esses autores, a função citada, é definida numa grade regular de pontos na forma  $(m.dx,n.dy)$ , onde  $dx$  e  $dy$  são os intervalos nas direções  $x$  e  $y$  e  $(m,n)$  são números inteiros nos intervalos  $[0,M-1]$  e  $[0,N-1]$ . Nesses pontos os níveis de cinza assumidos, são múltiplos de uma quantidade  $dz$ , ou seja, para os autores, adota-se a forma  $(k.dz)$ , onde  $k$  varia no intervalo  $[0,K-1]$ .

RICHARDS (1986) caracteriza uma imagem digital espacialmente composta de elementos discretos ou "pixels" e radiometricamente, é quantizada por níveis de brilho também com valores discretos. Cita ainda que os dados na forma como são obtidos devem sofrer uma conversão de dados contínuos em dados digitais discretos.

ENGESPAÇO (1987), cita que os valores assumidos pela função que representa uma imagem, são números inteiros,

limitados e positivos. Cita ainda que esses números de alguma forma, expressam a energia refletida pelos objetos e captada por um sistema de obtenção de imagens.

## **2.2 Computadores e o processamento de imagens**

DUTRA & MASCARENHAS (1980) citam que a disponibilidade de computadores permitem o desenvolvimento de métodos automáticos de decisão em tarefas que se efetuadas manualmente, seriam em muitas ocasiões monótonas e repetitivas. Segundo esses autores, a associação de objetos físicos ou eventos à classes especificadas conduzem a formulação de modelos matemáticos e dessa forma constituem a base teórica de classificadores.

NOVO (1989), cita que a análise digital está associada a manipulações numéricas dos dados, geralmente provenientes de sistemas de varredura multiespectral. Já, HABERACKER (1984), cita que o procedimento de obtenção de dados digitais a partir de sensores fotográficos, é relativamente simples e consiste basicamente em amostrar a fotografia ajustando-se uma grade regular definido-se células. Essas são dispostas na forma bidimensional e atribui-se a elas valores entre "zero" e "um", em função da tonalidade fotográfica.

DUTRA, SOUZA, II & MOREIRA (1981) citam que o desenvolvimento constante da tecnologia dos computadores, permitiram a utilização de sistemas de processamento de imagens em sensoriamento remoto de dados digitais da série de satélites LANDSAT.



SCHOWENGERDT (1983) descreve que o processamento digital de imagens é distinto de um procedimento de classificação. Nesse sentido o autor cita que o processamento digital de imagens, inclua as etapas de pré-processamento, realce de imagens e a classificação propriamente dita. Cita também, que uma imagem corrigida nos aspectos radiométricos e geométricos, pode ser submetida ao procedimento de realce ou classificação, ou ambos.

NOVO (1989) cita que as técnicas de processamento de imagens digitais divide-se basicamente em três conjuntos: preparação de imagens, caracterizada pela etapa de pré-processamento, técnicas de realce e técnicas de classificação. Ainda segundo o autor, as técnicas de pré-processamento permitem transformar dados digitais brutos em dados corrigidos no seu aspecto radiométrico e geométrico.

Segundo SCHOWENGERDT (1983) as técnicas de pré-processamento permitem a supressão de anomalias de operação dos sistemas sensores tais como o ruído.

MATHER (1987) descrevendo sobre o processamento de imagens digitais, cita que essa atividade é realizada normalmente por equipamentos especializados, alicerçados por um software específico, cujos princípios de operacionalização e utilização dos mesmos, são facilmente entendidos por usuários capacitados. Esse autor, define sistema de processamento de imagens digitais, com o conjunto de equipamentos utilizados para armazenar e manipular dados, e programas de computadores com a finalidade de executar alterações dos dados, de acordo com regras ou instruções previamente definidas em uma linguagem de programação.

### 2.3 Tipos e métodos em sistemas de processamento de imagens

BARBOSA (1984) conceitua sistemas de processamento de imagens como sendo o conjunto de algoritmos que permitem as operações de realce e a extração de informações temáticas das imagens multiespectrais. Segundo o autor, os principais algoritmos implantados no INPE são agrupados em três grandes módulos: sistemas - com um conjunto de programas de aplicação geral, programas de entrada e saída (E/S) e o último módulo com programas especiais.

Os autores PHILLIPS & SWAIN (1978) citam que os métodos e os sistemas de processamento de dados devem estar orientados para alguns aspectos importantes como os seguintes:

a) o usuário, que é um consumidor da informação produzida pelos sistemas de processamento de dados;

b) a capacidade e a flexibilidade do sistema em aceitar a implementação de novas técnicas e métodos, adequando-as as necessidades do usuário;

c) a forma e os meios utilizados na aquisição de dados;

d) o processamento dos dados pelo software e hardware desde a entrada até a saída desses, devem ser na forma desejada pelo usuário;

e) o projeto de um sistema deve ser desenvolvido por pessoas capacitadas a luz do entendimento do potencial de usuários, das suas necessidades de aquisição, análise, métodos e comandos, que melhor satisfaçam a sua operacionalização.

KALENSKY & WIGHTMAN (1976) apresentaram uma proposta para um sistema computadorizado de processamento de imagens. Dentre as principais etapas executadas pelos autores, citam-se as

seguintes: assinatura espacial e espectral das classes, especificação do sistema sensor, funções radiométricas, especificação da área da imagem, "software" para reconhecimento de padrões, imagens multiespectrais, transformações dos dados de imagens, classificação supervisionada e não supervisionada e a geração de estatísticas, e apresentação das classes codificadas alfabeticamente. A Figura 1 apresenta o fluxograma das etapas seguidas pelos autores.

HADAD & VELASCO (1990) desenvolveram um sistema de processamento de imagens de satélites que auxilia na interpretação de imagens. Segundo esses autores, o objetivo do sistema, é viabilizar sistemas de processamento de imagens de baixo custo e diminuir a complexidade das tarefas de processamento de imagens.

### **2.3.1 Arquitetura de "hardware"**

O Sistema de Tratamento de Imagens (SITIM) produzido no Brasil tem a seguinte configuração: um microcomputador IBM PC XT/AT compatível; um terminal de vídeo colorido semi-gráfico e teclado; uma unidade de disco flexível; uma unidade de disco rígido; uma unidade opcional de fita magnética. (INPE, 1986).

SCARIM e MENEGUETTE (1991) desenvolveram o AIPIM (Sistema Interativo de Processamento de Imagens) em linguagem BASIC, utilizando um microcomputador IBM/PC AT 286 com placa CGA. Os autores no entanto, afirmam que esse sistema presta-se somente à atividades didáticas.

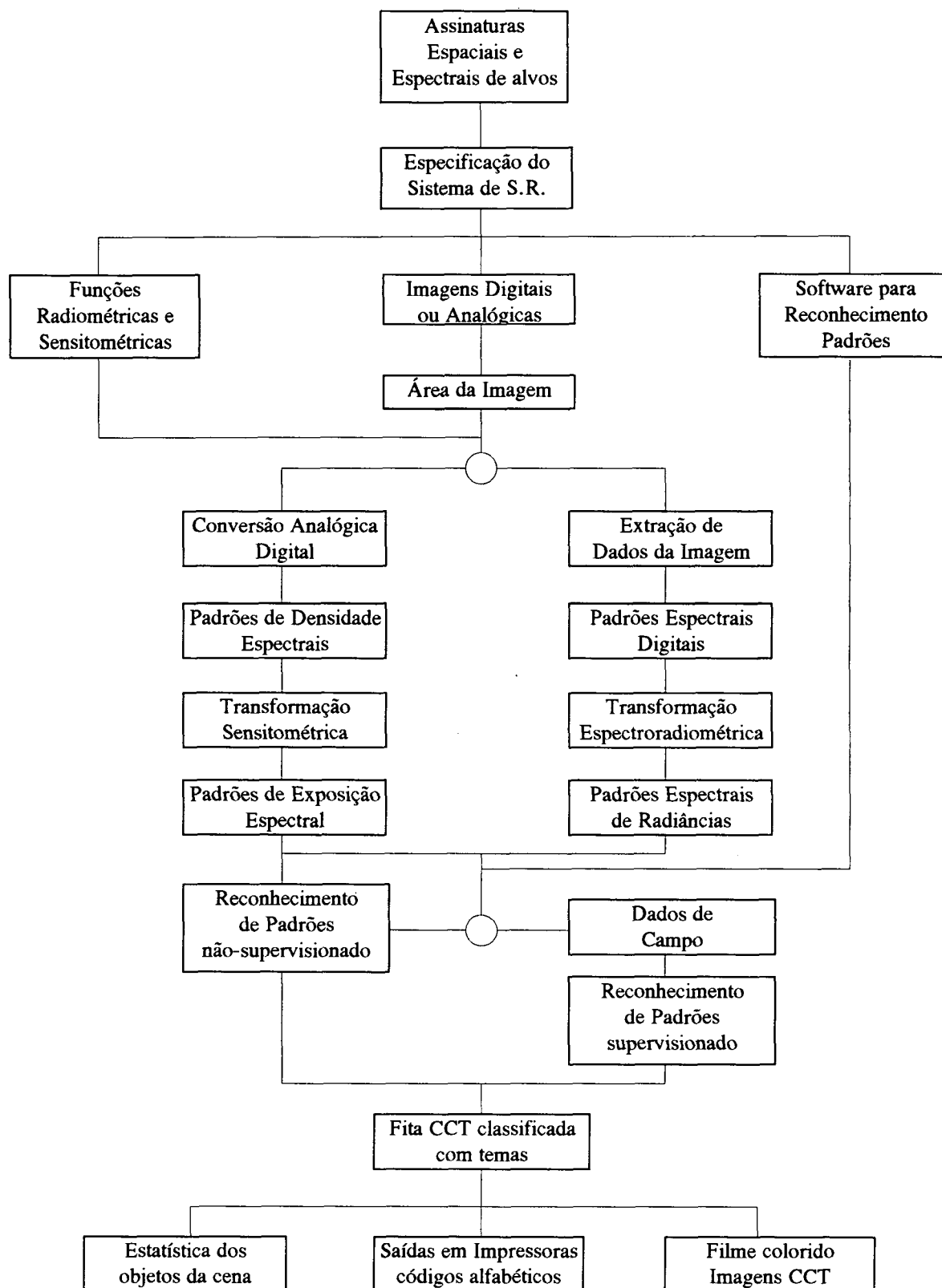


Figura 1 - Fluxograma de um sistema computadorizado de processamento de imagens.

Fonte: Adaptado de Kalensky e Wightman (1976).

HADAD & VELASCO (1990) ao desenvolver um sistema de processamento de imagens de baixo custo, optaram pela utilização da placa "super VGA" e um microcomputador IBM PC compatível. Esses autores acentuam a flexibilidade do "hardware" para outros tipos de processamento de dados, ou seja, o equipamento não se torna exclusivo para essa aplicação.

KIRCHNER, MITISHITA e PREOSCK (1988) descrevem alguns sistemas de processamento de imagens existentes no mercado internacional, entre eles: ERDAS, IMAGE 100 entre outros. Citam ainda que o software IDEALS (Image Data Elements and Analysis Library System) processa imagens na plataforma INTERGRAPH, permitindo a integração analítica de dados de imagem (forma raster) e gráficos (forma vetorial).

### **2.3.2 Arquitetura de "software"**

ENGESPAÇO (1987) descreve a composição básica do sistema de tratamento digital de imagens, desenvolvido pelo INPE (Instituto de Pesquisas Espaciais). Esse sistema, segundo o autor é composto dos seguintes módulos:

- Módulo de ativação: executa as funções aplicativos acessadas diretamente pelo sistema operacional ou através de modo interativo por menu;
- Módulo de aplicativos: é composto por um conjunto de funções matemáticas que o sistema oferece;
- Módulo de interação: realiza a troca de informações entre o usuário e os aplicativos;

- Módulo gerente: permite o acesso a imagens contidas no sistema (disco ou unidade visualizadora);

- Biblioteca: é constituída de rotinas de nível básico que permitem o controle e acesso a unidade visualizadora e, de rotinas especializadas que executam atividades comuns a diversos aplicativos.

DUTRA et al. (1981), apresenta uma configuração básica de uma sistema típico de análise de imagens. Segundo o autor, o sistema consiste nos seguintes componentes: uma unidade de entrada de dados; um computador; uma unidade de armazenamento; um vídeo e um terminal do operador.

SWAIN & DAVIS (1978) apresentam um modelo de sistema de processamento de dados, constituído basicamente de quatro subsistemas: um subsistema de entrada de dados; um subsistema de análise de dados; um subsistema interativo e, um subsistema de saída.

HADAD & VELASCO (1990) elaboram seu sistema de processamento de imagens alicerçado em microcomputador IBM PC compatível com placa super VGA e "software" organizado em quatro módulos básicos, a citar: módulo de visualização, funções externas, tutores e sistemas especialistas. Segundo esses autores, o módulo de visualização é responsável pelas funções: escolha de imagens, de *palette* de cores, visualização, deslocamento de imagens, abertura e alteração de janelas, manipulação de histogramas, colocação de legendas e textos, ampliação de imagens e cadastramento de coordenadas de regiões de imagens. Já, o módulo Tutores, é responsável pela informação complementar ao usuário do sistema, de cada função implementada, visando facilitar sua utilização. Os sistemas

especialistas, são responsáveis pela formalização do conhecimento e sugestão de ações a serem seguidas pelo usuário ao longo de uma determinada seqüência de passos executados.

SOARES RIBEIRO, RIBEIRO & BRITES (1990) desenvolveram um sistema alternativo de processamento de imagens, baseado em um microcomputador IBM PC compatível com o processador INTEL 8086 e sucessores. Segundo esses autores, o referido sistema tem por objetivo estimular a assimilação e o desenvolvimento de tecnologias de processamento de imagens digitais.

O sistema GAVIÃO está estruturado de forma modular, visando a identificação automática do "hardware" ou o ambiente físico de processamento, transformações aritméticas sobre os arquivos imagens, documentação da estrutura do sistema, implementação do código utilizando a linguagem de programação TURBO PASCAL, tutoração ao usuário e a difusão desse sistema no meio acadêmico. (SOARES RIBEIRO, RIBEIRO & BRITES, 1990).

SWAIN & DAVIS (1978), propuseram um sistema de tratamento digital estruturado em quatro subsistemas, incluindo-se o subsistema de entrada de imagens, o de análise, o de interação com o usuário e por último o subsistema de saída.

A Figura 2 apresenta esses componentes e suas ligações propostos por esses autores.

## **2.4 Técnicas de pré-processamento de imagens**

General Electric Company (1975) cita que as técnicas de pré-processamento são necessárias, uma vez que não existem sistemas sensores considerados ideais para todos os propósitos de análise dos dados. Ainda segundo o autor, as funções de pré-

processamento servem para transformar dados brutos, contidos na imagem original e melhorar a visualização da imagem, visando a exploração de todas as potencialidades.

NOVO (1989) cita que as técnicas de pré-processamento permitem a transformação de dados digitais brutos em dados corrigidos. Esse autor, divide essas técnicas em três grupos: correção radiométrica, correção geométrica e a correção atmosférica.

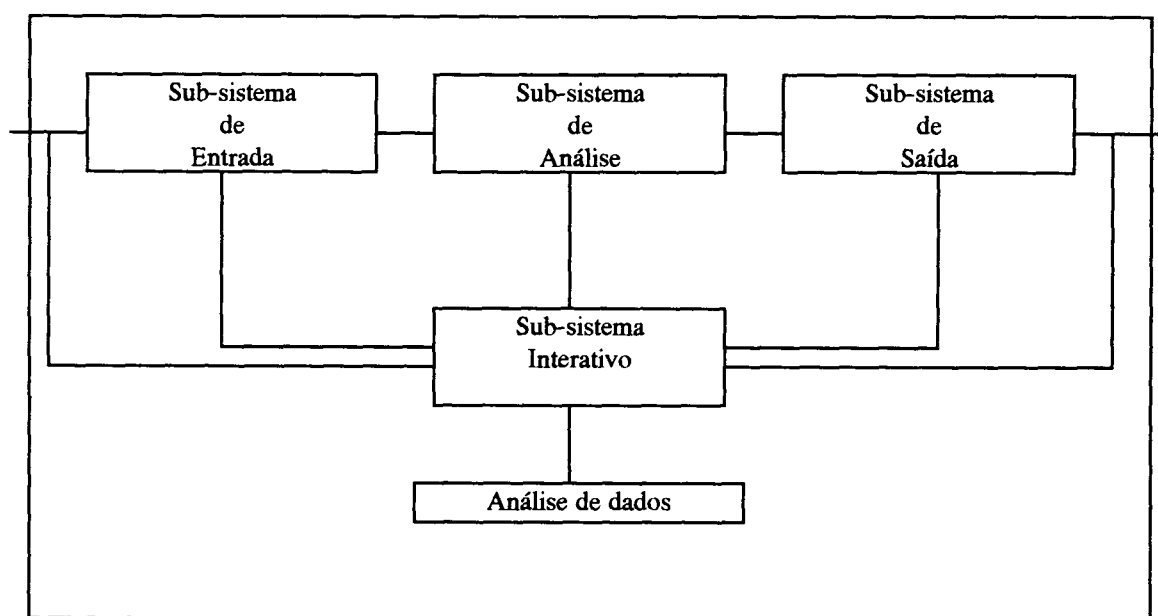


Figura 2 - Componentes de um sistema de tratamento digital de imagens. Fonte: Swain e Davis (1978)

Já BARBOSA (1984), subdivide o grupo de técnicas de pré-processamento em:



a) programa ruído, que serve para retirar ruídos pontuais originados pelas diferenças entre sensores;

b) programa correção radiométrica, que tem a finalidade de corrigir erros e ruídos sem a propagação na imagem;

c) programa correção atmosférica, que corrige erros originados pela "bruma" (refração atmosférica);

d) programa aumento de contraste, que modifica os níveis de cinza da imagem;

e) filtragem digital, com a finalidade de ressaltar aspectos da imagem;

f) programa relação ou razão entre canais, que tem por objetivo eliminar fatores multiplicativos sobre os dados oriundos da iluminação, transmitância, reflectância e ganho do sensor;

g) realce de imagem que envolve os programas de componentes principais, análise canônica e realce de contraste logarítmico;

h) o programa extração e seleção de atributos, cuja a finalidade é encontrar o melhor subconjunto de K canais à serem utilizados para a classificação sem desconsiderar a precisão dessa classificação e o custo computacional.

CURRAN (1985) descreve sobre a correção radiométrica das respostas dos detectores do sistema sensor. Para tanto o autor cita que a correção consiste em transformar uma resposta original não-linear em uma resposta original.

CAVALCANTI (1985) referindo-se ao sensor MSS, cita que os dados digitais são calibrados em relação a uma fonte interna de radiância, que é focalizada nos detectores utilizando-se um padrão de calibração. A existência dessa fonte tem por

objetivo, fazer com que haja valores repetidos de voltagens e estes estejam associados a um nível de radiância conhecido.

NASA (1984) expressa uma relação linear genérica entre a radiância espectral e o número digital.

BRIZUELA et al. (1986), citados por EPIPHANIO & FORMAGIO (1988) salientam que os números digitais corrigidos para efeitos atmosféricos são radiometricamente mais corretos que aqueles originais.

CURRAN (1985) referindo-se a etapa de correção geométrica, estabelece uma metodologia de reamostragem de "pixels" segundo uma grade geograficamente referenciada.

NOVO (1989) faz uma síntese dos procedimentos de correção geométrica enfatizando basicamente três técnicas utilizadas a citar: alocação do vizinho mais próximo (Nearest neighbour), interpolação bilinear e a convolução cúbica.

Referindo-se a correção atmosférica, NOVO (1989), cita que os métodos mais sofisticados de correção atmosférica baseiam-se na teoria da transferência radiativa. A aplicação dessa teoria utilizando-se de computadores permite a determinação da transmitância atmosférica, segundo esse autor.

MORIMOTO (1980) implementou o método de correção atmosférica no Instituto de Pesquisas Espaciais. Já, DIAS (1982) otimizou o tempo de computação fazendo algumas adaptações no programa desenvolvido em 1980.

## **2.5 Correção de erros e registro de imagens**

RICHARDS (1986) cita que imagens registradas por instrumentos sensores instalados em plataformas orbitais ou

aeronaves, podem conter erros de geometria e valores de brilho nos elementos de imagem. O autor também descreve que os erros radiométricos são originados pela instrumentação utilizada e pela influência da atmosfera, enquanto os erros de geometria, ocorrem pela influência dos movimentos relativos da plataforma que contém o instrumento sensor em relação a terra bem como a própria curvatura da mesma.

### **2.5.1 Distorção radiométrica**

A distorção radiométrica segundo RICHARDS (1986) é ocasionada pelo efeito da atmosfera na radiação eletromagnética, principalmente relacionando-se à fenômenos de dispersão, absorção, transmitância atmosférica, irradiância do céu e radiância registrada pelo sensor. Segundo esse autor, os erros instrumentais são causados pelas diferenças de respostas dos sinais de saída produzidos pelos detectores em relação aos sinais de entrada (radiância captada pelo sensor).

VERMOTE, TANRE e HERMAN (1990) apresentam procedimentos de correção dos efeitos atmosféricos sobre imagens de satélite para a cor de oceanos e o monitoramento de vegetação. Esses autores apresentam algoritmos de correção detalhada de imagens envolvendo a consideração de dados espectrais dessas, influência e composição de moléculas da atmosfera.

RICHARDS (1986) no entanto, apresenta um tipo de procedimento denominado de correção BULK, onde os dados espectrais de uma imagem são corrigidos de forma aproximada dos efeitos atmosféricos, subtraindo-se os valores digitais

presentes em uma imagem do menor valor encontrado. Segundo esse autor, apesar de ser um procedimento aproximado, tem a vantagem de possibilitar uma correção dinâmica (tempo real de processamento) e não necessitar de dados referentes a composição atmosférica. Como desvantagem, são apontados possíveis problemas na obtenção de imagens geradas através de composições.

CHAVEZ (1975) apresenta de forma detalhada o algoritmo para a correção atmosférica aproximada (BULK) citada por RICHARDS (1986).

### **2.5.2 Distorção geométrica**

ARAÚJO E D'ALGE (1986) citam que as imagens de satélite apresentam distorções geométricas em função das características dos sistemas sensores e das variações de atitude, altitude e velocidade das plataformas.

SZORENYI (1984) classifica as distorções geométricas em distorções sistemáticas e não sistemáticas. Segundo esse autor, as distorções sistemáticas são introduzidas pelos fatores: distorção panorâmica, variações de velocidade do espelho (scanner ótico-mecânico), inclinação da linha de varredura e a rotação da terra. Já as distorções geométricas não sistemáticas, são definidas pela variação de altitude de órbita, variações de atitude e de velocidade do satélite.

ALBUQUERQUE (1981) descrevendo sobre a geometria de imagens LANDSAT, assinala que as mesmas apresentam dois tipos de projeções: uma projeção ortogonal ao longo do traço órbita e

outra projeção central no sentido de varredura do espelho do sensor. O mesmo autor, referindo-se a deformação de imagens, cita que as variações de atitude do satélite não se comportam da mesma maneira como as sofridas pelas câmaras métricas, muito embora, as variações sejam as mesmas. Dentre as deformações esse autor cita:

a) variação em escala devida a modificação de altitude do satélite;

b) variação em deriva, ocasionada pela rotação do satélite em torno do eixo perpendicular ao sentido de deslocamento do mesmo e ao plano da superfície imageada;

c) variação em arfagem, determinada pela rotação da plataforma em torno do eixo perpendicular ao sentido de deslocamento e paralelo ao plano da superfície imageada;

d) variação em rolagem, definida pela rotação da plataforma em torno de seu eixo de deslocamento.

SILVA (1984) recomenda o uso de um modelo fotogramétrico baseado em equações de colinearidade que relacionam espaço-imagem e espaço-objeto. Segundo esse autor, esse procedimento, requer poucos pontos de controle, sendo especialmente utilizável em regiões deficientes de cartografia de apoio.

Já MITSUO II et al. (1984), sugere um mapeamento polinomial denominado Registro e implantado no sistema I-100, que consiste na inserção dos pontos de controle e a definição do grau do polinômio à ser utilizado na regressão. As novas coordenadas da imagem são obtidas após a determinação dos coeficientes polinomiais enquanto o nível de cinza é definido por uma interpolação do tipo "vizinho mais próximo".

SERRA (1987) cita que uma imagem geometricamente corrigida é uma matriz onde cada elemento de imagem (pixel) é relacionado com um ponto da superfície terrestre imageada, existindo uma relação linear entre a posição do pixel e as coordenadas de um ponto correspondente numa projeção cartográfica. Essa relação segundo o autor, é constituída por uma translação, uma rotação e um fator de escala.

MACHADO E SILVA et al. (1987) apresentam procedimentos de avaliação da qualidade geométrica de produtos orbitais analógicos processados pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), onde aborda um histórico, a linha de produção dos produtos, as transformações à citar: transformação de similaridade, de afinidade e polinomial.

A transformação de similaridade não introduz deformações no sistema de coordenadas de imagem por estar restrita a utilização de um fator de escala, uma rotação e duas translações. Segundo esses autores, a transformação de afinidade permite a manutenção do paralelismo e as formas, podendo estarem sujeitas à modificações, enquanto que a transformação polinomial com grau variando entre 2 (dois) e 5 (cinco), permite modelar as distorções de escala ao longo do traço-órbita e das linhas de varredura ou ainda, erros provenientes do procedimento de interpolação realizada na correção geométrica de imagens.

### **2.5.3 Registro de imagens**

CÂMARA NETO (1986) cita que as técnicas tradicionais de registro de imagens consistem na localização manual de pontos

de apoio entre duas imagens, para determinar uma superposição exata.

FORESTI et al. (1984) utilizaram a técnica de registro de imagens para estudos de monitoramento do crescimento da área urbana de Brasília-DF. Os autores concluíram que o uso de registro de imagens complementado com filtros adequados, permitiram obter dados analíticos precisos da dinâmica de crescimento da área estudada.

#### **2.5.4 Operações geométricas mistas nas imagens**

RICHARDS (1986) cita que o tratamento de erros geométricos nas imagens, para o registro entre imagens e de imagens e mapas, podem ser explorados pela alteração intencional da geometria dessas imagens. Cita também, que a troca de escala e zoom das imagens fazem parte de algumas dessas operações geométricas.

##### **2.5.4.1 Troca de escala e Zoom**

A escala de uma imagem pode ser alterada basicamente nos sentidos dos eixos cartesianos utilizando a transformação apresentada por RICHARDS (1986), como segue:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad [1]$$

onde:         $a, b$  - fatores de escala desejados;  
                $x, y$  - coordenadas dos pixels da imagem original;  
                $u, v$  - novas coordenadas dos pixels na imagem modificada.

Segundo esse autor, para que a imagem modificada seja amostrada no monitor, deve-se fazer a operação inversa, como segue:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/a & 0 \\ 0 & 1/b \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad [ 2 ]$$

O zoom foi implementado no sistema de tratamento digital de imagens utilizando a replicação de pixels, apresentando-se sistematicamente a imagem transformada. (RICHARDS, 1986).

## 2.6 Técnicas de realce de imagens no domínio espectral

ENGESPAÇO (1987) cita que as técnicas de realce de imagens, compreendem um conjunto de procedimentos com o objetivo de melhorar a qualidade sob os critérios subjetivos do olho humano.

SCHOWENGERDT (1983) cita que as técnicas de realce de imagens são tão importantes quanto as técnicas de classificação.



### 2.6.1 Manipulação de contraste

SCHOWENGERDT (1983) descreve que a manipulação de contraste de imagens é uma transformação pixel por pixel e, é destinada a melhorar a discriminação visual, quando o produto apresenta baixo contraste. Ainda segundo o autor, o contraste é uma propriedade importante da imagem por dois motivos: 1º) pode-se medir a relação sinal-ruído; 2) o contraste indica a qualidade visual de uma imagem.

NOVO (1989) cita que as imagens de baixo contraste apresentam pequena variância dos níveis de cinza, ao contrário de cenas com alto contraste cuja a variância é maior.

RICHARDS (1986), referindo-se a manipulação de contraste, descreve várias formas de transformação dos valores de brilho dos "pixels" a citar: realçamento linear de contraste, realçamento por saturação linear, realçamento por funções logarítmicas e exponenciais e modificação linear por partes discretas.

DUTRA, SOUZA, II & MOREIRA (1981) citam que o procedimento mais simples de modificação do contraste é realizado de forma linear. Segundo esses autores, o procedimento consiste em avaliar o nível mínimo e máximo de cinza existente em uma imagem extraídos do histograma. Nesse caso, o nível mínimo recebe o valor "zero" e o nível máximo recebe o valor 255. De acordo com os autores, os níveis intermediários de cinza de uma imagem são distribuídos linearmente, entre 0 e 255.

SCHOWENGERDT (1983) descreve que a observação do histograma de uma imagem permite caracterizar diferentes tipos

de cenas: cenas de baixa ou alta radiância e cenas de baixo ou alto contraste.

GONZALEZ & WINTZ (1977) descrevem o uso de uma função de distribuição cumulativa para a manipulação de histogramas. Segundo esses autores, trata-se de uma transformação não-linear chamada de equalização de histograma, que consiste em escalonar o eixo de ordenadas correspondendo-o aos níveis de respostas de cinza. Dessa forma o procedimento reduz automaticamente os níveis de cinza muito escuros e muito claros propiciando uma expansão dos níveis médios de cinza, SCHOWENGERDT (1983).

RICHARDS (1986) apresenta em detalhes o procedimento de equalização do histograma, que consiste basicamente em três etapas distintas: 1ª) obtenção do histograma original; 2ª) produzir um histograma cumulativo em que o eixo das abcissas represente os valores originais de brilho dos "pixels" e a ordenada represente a frequência cumulativa; 3ª) utilização de um fator escala para resultar num histograma quase uniforme.

## **2.7 Técnicas de realce de imagens no domínio espacial**

KIRCHNER, MITISHITA e PREOSCK (1988) descrevem que o processamento de imagens no domínio espacial visam minimizar as degradações, que implicam na perda de qualidade visual, oferecendo meios de ressaltar aspectos de interesse nas imagens. Os autores citam também, alguns dos principais tipos de processamento, tais como: extração de ruído; filtragem espacial; registro espacial; manipulação geométrica e processamento de cores.

### 2.7.1. Filtragem espacial

DUTRA (1982) cita que alguns operadores locais, lineares ou não-lineares, podem ressaltar o conteúdo de alta ou baixa frequência de uma imagem. Cita também, que esses operadores podem ser utilizados para a detecção de bordas, linhas ou manchas.

NOVO (1989) descreve que as técnicas de filtragem de imagens a exemplo de manipulações de contraste, são transformações "pixel" a "pixel". No entanto, essas técnicas de filtragem, não dependem apenas do nível de cinza de um determinado "pixel", mas também dos níveis de cinza de "pixels" adjacentes ou vizinhos.

SCHOWENGERDT (1983) descreve três tipos básicos de filtros: filtro passa-baixa; passa-alta e passa-banda. Descreve ainda que esses tipos podem ser aditivamente combinados de forma a produzir uma grande variedade de filtros mais complexos.

DUTRA & MASCARENHAS (1980) citam que uma das formas de extração de atributos espaciais é a utilização de filtros espaciais, já que o conteúdo frequência de uma imagem é uma forma de relacionamento espacial entre "pixels".

Segundo DUTRA (1982) a imagem resultante de um procedimento de filtragem é obtida a partir da original pela convolução com diversos filtros curtos denominados máscaras. Matematicamente o autor representa da seguinte forma:

$$[r(i,j)] = [h(i,j)] \cdot [f(i,j)]$$

onde:  $r(i,j)$  - é a imagem resultante da aplicação de filtros;

$h(i,j)$  - é a imagem original de dados digitais;

$f(i,j)$  - é a máscara do filtro utilizado.

NOVO (1989) cita que os filtros passa-baixa são utilizados geralmente para atenuar o efeito de ruídos existentes numa cena imageada. O resultado desse tipo de filtro é a redução da variabilidade dos níveis de cinza. O mesmo autor afirma que os filtros passa-altas são adequados para realce de bordas ou seja regiões de transição de uma cena.

MAC FARLANE et al. (1984) citados por CASTELLARI & DUTRA (1988), apresenta a formulação de diversos filtros que se propõe a diminuir o efeito do ruído, entre os quais cita o chamado filtro da mediana.

SELZER (1968) aplicou filtragem espacial para melhorar a qualidade visual de fotografias de raio-X.

A filtragem espacial bidimensional, é uma extensão natural do processo tradicional uni-dimensional empregado em trabalhos de comunicações. (ASELTINE, 1958; PAPOULIS, 1962 e BRACEWELL, 1965).

ENGESPAÇO (1987) cita que o problema de detecção de bordas está associado a identificação de mudanças súbitas de níveis de cinza entre duas regiões relativamente homogêneas. Segundo o autor, o procedimento consiste na aplicação de um filtro passa-alta seguido de um processo de limiarização.

RICHARDS (1986) apresenta alguns exemplos de máscaras para a ênfase de bordas nas direções horizontal, vertical e diagonal. Referindo-se às técnicas de detecção de bordas, o autor apresenta alguns operadores tais como, o de Roberts e o de Sobel. O autor ainda afirma, que o operador de Sobel que consiste em determinar gradientes discretizados no sentido horizontal e vertical, é melhor que o operador de Roberts.

KUX e DUTRA (1985) estudaram a viabilidade do uso de imagens do SIR-A (SHUTTLE IMAGING RADAR) co-registradas com dados do sensor MSS-LANDSAT, visando a classificação de cobertura de solo e tipos de relevo. Em seu trabalho, esses autores utilizaram-se de um filtro heurístico passa-alta e não linear, para a extração de informações sobre rugosidade.

ROBINSON (1977) propõe numerosos filtros em gradientes entre os quais, o de Roberts, Sobel e o de Prewitt.

### **2.7.2 Transformações multiespectrais nos dados de imagens**

MATHER (1987) descreve sobre as principais modificações de dados multiespectrais obtidas por operações aritméticas envolvendo adição, subtração, multiplicação, divisão, transformações empíricas como índice de vegetação e Tasseled Cap (Kauth-Thomas), análise de principais componentes, análise discriminante múltipla, transformação IHS (Intensity, Hue, Saturation).

### 2.7.2.1 Operações aritméticas

As operações aritméticas em imagens somente são permitidas entre duas imagens co-registradas cobrindo uma mesma área geográfica. (MATHER, 1987).

#### 2.7.2.1.1 Adição

O autor acima, sugere que a operação de adição realizada entre duas imagens, seja igual a média da adição entre duas imagens registradas e de mesma época. Com isso, torna-se possível reduzir a contribuição de ruído total. O procedimento de adição descrito por MATHER (1987), é da seguinte forma:

$$G_{sum} = (G1[x,y] + G2[x,y]) / 2$$

onde: G1, G2 - imagens consideradas na operação;

Gsum - imagem resultante.

#### 2.7.2.1.2 Subtração

MATHER (1987) descrevendo sobre a importância da subtração entre duas imagens, cita que esse procedimento permite acompanhar modificações temporais em uma área, desde que as imagens consideradas, sejam de épocas distintas e co-registradas, permitindo a operação de subtração ponto a ponto

nas imagens. O princípio matemático apresentado por esse autor é:

$$G_{diff} = (255 + G1[x,y] - G2[x,y]) / 2$$

onde: G1, G2 - imagens consideradas na operação;

Gdiff - imagem resultante;

255 - fator de normalização.

#### **2.7.2.1.3 Multiplicação**

A operação de multiplicação de duas imagens pixel por pixel, raramente é utilizada, a não ser, quando o analista tem interesse em distinguir uma região das demais de uma imagem. (MATHER, 1987).

Esse autor, cita que o procedimento de multiplicação entre imagens está associado as seguintes etapas:

a) escolhe-se uma banda do infra-vermelho que melhor separe as distintas regiões de interesse;

b) determina-se um valor limiar no histograma da imagem considerada por um procedimento iterativo;

c) a partir do valor limiar, gera-se uma imagem sintética com valores para pixels iguais a 0 (zero) quando os valores para os pixels da imagem infra-vermelho, forem inferiores ao limiar, e valores de pixels iguais a 1 (um), quando os pixels da imagem considerada forem superiores ao limiar.

d) multiplica-se uma outra imagem, por uma máscara com valores iguais a 1 (um) ou 0 (zero);

e) opcionalmente, pode-se submeter essa última imagem a uma modificação de contraste linear seguida de uma filtragem espacial com filtro mediano. Na prática, segundo esse autor, as imagens não são multiplicadas.

#### **2.7.2.1.4 Razão entre canais.**

DUTRA, SOUZA, II & MOREIRA (1981) citam que as relações entre canais são feitas dividindo-se o nível de cinza de um "pixel" em um canal, pelo seu nível de cinza em outro canal. Esse procedimento segundo os autores, é executado "pixel" a "pixel" e como resultado obtém-se uma imagem onde os tons escuros correspondem aos alvos para os quais o denominador da divisão é maior que o denominador.

BARBOSA (1984) da mesma forma que os autores anteriores, descreve o modelo matemático para o procedimento de razão entre canais, como segue:

$$R_c = (c_k \cdot R_i) / (c_k \cdot ((R_{i+1})))$$

onde:  $R_c$  - valor corrigido da resposta espectral de  
um determinado alvo;

$i$  - canal espectral utilizado;

$c_k$  - efeito multiplicativo.



GENERAL ELETRIC (1975) cita que os procedimentos de utilização de canais adjacentes na razão espectral, permite a eliminação de influências de iluminação, uma vez que os canais próximos são espectralmente bem correlacionados. Ainda segundo o autor, outra finalidade é a de realçar alvos com comportamentos espectrais semelhantes em canais não correlacionados, aumentando o contraste através do "ratio".

MAXWEL (1976) E TUCKER(1977,1979) verificaram alta correlação entre as bandas 7 e 5 do sensor MSS do LANDSAT, com o objetivo de estimar a biomassa na superfície terrestre.

Segundo SCHOWENGERDT (1983), o procedimento de razão entre canais trata-se de uma técnica de pré-classificação. Cita também que este tipo de técnica pode remover a variabilidade temporal ou espacial dos fatores ganho e bias e realçar as diferenças de radiância entre solos e vegetação.

#### **2.7.2.2 Componentes principais**

SANTISTEBAN e MUÑOZ (1977) afirmam que é possível uma redução de custos de processamento, utilizando-se a transformação Karhunen-Loève conhecida como análise de principais componentes. Segundo esses autores, a técnica consiste de uma transformação linear do conjunto de dados mediante a rotação e translação no espaço espectral de atributos (canais) analisados.

Os autores FORMAGGIO, SANTOS e DIAS (1984) aplicaram a técnica de principais componentes na discriminação do uso da terra e vegetação. Esses autores concluíram que a técnica

utilizada, melhorou a separabilidade espectral das classes envolvidas, produzindo uma alteração dos dados originais.

HÄME (1984) utilizou a técnica de principais componentes para a interpretação de florestas decíduas e arbustos presentes em florestas de coníferas implantadas, a partir de imagens do satélite LANDSAT. O autor concluiu que as duas primeiras componentes apresentaram os melhores resultados de classificação digital.

Segundo BARBOSA (1984), a rotação espectral procura resolver o problema da superposição de assinaturas espectrais, criando novos eixos aproximadamente ortogonais aos eixos principais e secundários.

NOVO (1989) cita que a rotação espectral pode ser realizada por transformações lineares e não-lineares dos "pixels" de uma cena. Cita ainda, que o objetivo desta metodologia procura melhorar a visualização dos objetos de interesse.

SCHOWENGERDT (1983) descreve que os canais tomados individualmente de uma imagem, podem apresentar uma alta correlação dos dados, isto é, esses dados são numericamente e visualmente semelhantes. De acordo com o autor, essa alta correlação origina-se da correlação espectral natural, dos aspectos de inclinação topográficas e do recobrimento da sensibilidade entre bandas espectrais.

JENSON & WALTZ (1979) citam que as técnicas de componentes principais e análise canônica visam remover ou reduzir essas redundâncias espectrais. Os autores classificam essas técnicas como sendo uma etapa de pré-classificação.

BARBOSA (1984) referindo-se as razões de utilizar essas técnicas, descreve os seguintes motivos: 1º) proporciona um aumento da separabilidade dos grupos de assinaturas pela aproximação de célula única; 2º) reduz a dimensionalidade dos dados e 3º) melhora a qualidade visual da imagem. De acordo com esse autor, o processo de principais componentes constitui de uma rotação espectral seguido de uma translação espectral, evitando-se assim o aparecimento de valores negativos.

Segundo NOVO (1989) a análise de componentes principais consiste em concentrar a informação em um menor número de dimensões. Para tal, o autor, cita que deve ser criado um conjunto de  $k$ -dimensões, através da combinação linear das informações contidas em  $k$ -bandas espectrais.

SCHOWENGERDT (1983) demonstra o princípio matemático desta metodologia conforme segue:

$$x'_i = \sum_{j=1}^k w_{ij} \cdot x_j \quad , \quad i, j = 1, \dots, k$$

onde:  $j$  - representa a característica dos eixos nos dados originais;

$i$  - representa a característica dos eixos nos dados transformados;

$w_{ij}$  - pesos aplicados aos dados originais;

$x_{ij}$  - representa os dados originais.

Segundo esse autor a transformação de componentes principais é também conhecida como transformação de Karhunen-Loève.

PEREIRA e KIRCHNER (1992) aplicaram a técnica de principais componentes determinadas a partir da matriz de variância-covariância e matriz correlação, com o objetivo de reduzir a dimensionalidade de dados espectrais do sensor TM LANDSAT 5. Os autores concluíram que o procedimento de determinação das componentes principais a partir da matriz variância-covariância, apresentou melhores resultados do que os obtidos através da matriz correlação, pois o primeiro absorveu a maior variabilidade dos dados nos três primeiros componentes.

Maiores informações a respeito destas técnicas são encontradas em FLORENZANO (1986), RICHARDS(1986) e PARADELA (1983).

## **2.8 Seleção de atributos**

DUTRA et al. (1981) cita que o problema de seleção de atributos se resume a determinar a distância entre duas classes, associada a cada subconjunto de K canais e, escolher o subconjunto que apresenta maior distância.

A seleção da melhor combinação K de atributos pode ser de duas formas: a) seleciona-se a combinação de atributos, cuja distância média seja máxima, entre os pares de classes; b) seleciona-se a combinação de atributos, em que a distância mínima, seja máxima entre os pares de classes. (DUTRA et al., 1981).

DUTRA (1982) define a seleção de atributos como sendo um método de escolha de um subconjunto de dimensão  $M > N$ , onde N é o número total de características do padrão, de forma que a

separabilidade entre determinadas classes de interesse do usuário seja maximizada para o subconjunto escolhido, em relação aos demais subconjuntos de mesma dimensão M.

### 2.8.1 Distância de Bhattacharya

DUTRA (1982) define a distância de Bhattacharya ( $B$ ), como uma função escalar das funções densidade de probabilidade de duas classes. A expressão matemática dessa distância é dada por:

$$B = - \text{LN } \rho \quad [ 1 ]$$

onde:  $B$  - distância de Bhattacharya

$$\rho = \int_{-\infty}^{\infty} (p(x/w_1) \cdot p(x/w_2))^{1/2} \cdot dx \quad [ 2 ]$$

$\rho$  - densidades gaussianas multivariáveis

Para densidades gaussianas a distância  $B$ , segundo DUTRA (1982) toma a forma:

$$B = 1/8 \cdot (\mu_1 - \mu_2)^T \cdot ((\Sigma_1 + \Sigma_2)/2) \cdot (\mu_1 - \mu_2) + 1/2 \cdot [(1/2 \cdot |\Sigma_1 + \Sigma_2|) / (|\Sigma_1|^{1/2} \cdot |\Sigma_2|^{1/2})] \quad [ 3 ]$$

### 2.8.2 Distância de Jeffreys-Matusita (Distância JM)

DUTRA (1982) define a distância JM da seguinte forma:

$$d_{JM} = (2 \cdot (1 - \rho))^{1/2}$$

Segundo DUTRA et al. (1981) e DUTRA (1982), o procedimento de seleção de atributos consiste em achar o melhor sub-conjunto de K bandas a serem utilizadas no processo de classificação. Essa seleção leva em consideração a precisão e o tempo/custo computacional.

DUTRA (1982) afirma que um atributo de imagem é uma propriedade que pode ser medida e de acordo com a seguinte divisão:

1ª) atributos naturais que derivam da aparência visual da imagem como o nível de cinza, as bordas e a textura;

2ª) atributos artificiais que são obtidos por manipulação e medidas na imagem, como o histograma e a frequência espacial.

SANTOS et al. (1982) referindo-se ao sensor MSS, cita que a aplicação desse procedimento, gera 12 novos canais e destes, são escolhidos os 4 "melhores" de acordo com a capacidade máxima de manipulação do analisador automático I-100 instalado no Instituto de Pesquisas Espaciais.

ENGESPAÇO (1987) cita que a precisão de classificação será tanto maior quanto maior for o número de canais disponíveis utilizados. Cita também, que a otimização do tempo computacional e a precisão de classificação seria ideal se fosse considerado a probabilidade de erro de classificação associada a cada subconjunto de K canais e dessa forma, seria selecionado o subconjunto que produzisse o menor erro. De acordo com esse autor, a integração numérica necessária para determinar os erros é impraticável e com isso tem-se procurado métodos alternativos tais como uma medida de "distância

estatística" entre as densidades de probabilidade que caracterizam as classes padrões.

RICHARDS (1986) descreve algumas medidas de distância estatística tais como: a distância Jeffries-Matusita (JM), a divergência que é uma medida de separabilidade de um par de distribuições de probabilidade a divergência transformada.

WACKER (1971) trabalhou com a distância (JM) e cita, que essa distância consiste em uma medida da distância média existente entre funções de densidade de duas classes.

## **2.9 Classificação de imagens**

DUTRA, SOUZA, II & MOREIRA (1981) descrevem que um sistema de classificação de padrões é basicamente constituído pelas seguintes partes: 1ª) alvo; 2ª) sistema sensor ou receptor; 3ª) um extrator e/ou seletor de canais; 4ª) um algoritmo classificador.

DUTRA (1982) cita que um processo de classificação envolve a incerteza na escolha dos padrões de treinamento e superposição desses, no espaço de atributos. Segundo esse autor, o conhecimento do histograma desses padrões permitem a definição de uma função densidade de probabilidade.

SWAIN e DAVIS (1978) modelam a função densidade de probabilidade como sendo uma função gaussiana multivariável, adequando-se à procedimentos probabilísticos constantes de técnicas em sensoriamento remoto.

BARBOSA (1984) cita que o objetivo da classificação é produzir informações temáticas a partir de objetos da superfície terrestre que apresentam padrões espectrais

similares. Cita também, que essa classificação pode ser realizada sob a forma supervisionada e não supervisionada.

SANTOS et al. (1982) difere essas formas de classificação de tal modo, que o procedimento supervisionado necessita de informações através de áreas de treinamento, fornecidas pelo analista, enquanto o método não supervisionado dispensa esta etapa.

TOU & GONZALEZ (1974) apresentam de forma esquemática um sistema simples de reconhecimento de padrões constituído dos seguintes procedimentos:

- 1º) determinação da matriz covariância para cada padrão de classe;
- 2º) determinação do vetor médio para cada padrão de classe;
- 3º) medições sobre os dados;
- 4º) inversão da matriz covariância;
- 5º) com as etapas anteriores determina-se uma imagem resultante;
- 6º) define-se uma função de decisão.

NOVO (1989) define que as técnicas de classificação aplicadas à uma banda espectral, são conhecidas como classificação uni-dimensional e a mais simples técnica, consiste no fatiamento (slicer). Segundo esse autor, o fatiamento é obtido pela divisão do intervalo total dos níveis de cinza, de uma dada faixa espectral, e cada parte dessa divisão, atribui-se uma legenda (cor ou símbolo).



Na forma supervisionada utilizam-se algoritmos de classificação do tipo determinístico e estatístico. No processo determinístico encontra-se basicamente os métodos de Aquisição de Cella Única (GENERAL ELETRIC, 1975), o método de Paralelepípedo (DUTRA et al., 1981) e ainda o método de Divisão em Intervalos de Intensidade (Gray Level Slicer), (GENERAL ELETRIC, 1975).

Considerando-se os algoritmos de classificação, por procedimentos estatísticos, VELASCO et al. (1979) implantou o sistema MAXVER (máxima verossimilhança) no Image-100 e no Sistema de Tratamento de Imagens (SITIM).

HARTIGAN (1975) aplicou o algoritmo de agregamento Média-K na forma de classificação não supervisionada. Esse algoritmo caracteriza-se em duas fases: uma fase inicial do tipo determinística e a segunda fase do tipo estatística. (BARBOSA, 1984).

### **2.9.1 Método do paralelepípedo**

BARBOSA (1984) descreve sobre o método de classificação de aquisição de cela única (simples) que constitui-se, no fornecimento de áreas de treinamento pelo analista e identificadas pelo cursor na unidade visualizadora de imagens.

DUTRA et al. (1981) cita que, geralmente é válido supor-se uma distribuição gaussiana para o histograma. Com isso, o autor, apresenta a possibilidade de determinação de parâmetros estatísticos tais como a média que está associada ao brilho e a variância ao contraste de uma imagem.

### 2.9.2 Método da distância Euclidiana mínima

RICHARDS (1986) descreve o algoritmo do método de classificação de imagens utilizando a sequência:

- a) considere M classes à classificar;
- b)  $\mu_i$  - média das M classes com  $i = 1, 2, \dots, M$ , determinada a partir de dados de treinamento;
- c)  $x$  - posição do pixel à ser classificado;
- d) determinar o conjunto de distâncias Euclidianas, definida num vetor da forma:

$$\begin{aligned} d(x, i)^2 &= (x - \mu_i)^t \cdot (x - \mu_i) & [ 1 ] \\ &= (x - \mu_i) \cdot (x - \mu_i) & [ 2 ] \end{aligned}$$

onde:  $d(x, \mu_i)^2$  - distância quadrática Euclidiana do pixel  $x$  para a média ( $\mu_i$ ) da classe  $i$ .

Pela expansão de produtos a distância Euclidiana pode ser determinada na forma:

$$d(x, \mu_i)^2 = x \cdot x - 2 \cdot \mu_i \cdot x + \mu_i \cdot \mu_i \quad [ 3 ]$$

Dessa forma, a classificação de um pixel  $x$  apresentada por RICHARDS (1986) é obtida por:

$x$  pertence a classe  $w_i$  se  $d(x, \mu_i)^2 < d(x, \mu_j)^2$  para todo  $j$  diferente de  $i$

### 2.9.3 Método de máxima verossimilhança

TOU & GONZALEZ (1974) citam que esse método de classificação de padrões necessita de conhecimento da função densidade de probabilidade que caracteriza cada classes. Segundo esse autor trata-se de um princípio de máxima entropia em que é escolhido uma densidade normal onde a média e a variância são parâmetros conhecidos.

NOVO (1989) referindo-se ao problema de classificação multiespectral, cita que um dos maiores problemas é a definição prévia de amostras no sentido de estimar-se os parâmetros necessários a aplicação do método de máxima verossimilhança. Nesse sentido, o autor descreve a importância que o analista deve dar ao escolher as amostras.

Alguns problemas de seleção de amostras de treinamento para o classificador, são discutidos amplamente por HERNANDEZ FILHO & SHIMABUKURO (1978), onde fazem referências relativas à áreas urbanas.

Segundo DUTRA & MASCARENHAS (1980) o método de classificação por máxima verossimilhança é do tipo estatístico e paramétrico envolvendo funções densidade de probabilidade gaussianas.

ROCHA e MINAMOTO (1981) apresentam a forma geral da função de densidade de probabilidade gaussiana multidimensional, expressa na seguinte forma:

$$P(x) = 1 / (2.\pi)^{2/n} . |C|^{1/2} . \text{EXP}(-1/2.(x-\mu)^T . C^{-1} . (x-\mu))$$

onde: x - vetor N-dimensional;

- $\mu$  - vetor média (N-dimensional);
- C - matriz de covariância de ordem N X N;
- |C| - determinante da matriz covariância;
- $C^{-1}$  - matriz inversa da matriz covariância.
- $A^T$  - significa transposta da matriz A.

VELASCO, PRADO e SOUZA (1978) apresentam um sistema de classificação de imagens baseado no critério de máxima verossimilhança, desenvolvido no INPE. Em seu trabalho, os autores descrevem a fundamentação teórica e o algoritmo utilizado na classificação, bem como uma descrição da utilização dos programas que compõem o sistema denominado *MAXVER*.

DUTRA (1982) descreve quatro vantagens de se utilizar o modelo probabilístico gaussiano, a citar: a) permite considerar a distribuição de Gauss, para as variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas, em função da existência do teorema central do limite e de teoremas relacionados; b) o tratamento matemático é bem conhecido e permite resultados tabelados; c) violações razoáveis desse modelo de distribuição, não chegam comprometer os resultados de classificação e os classificadores projetados nessa forma, são considerados robustos; d) classificadores que utilizam o modelo de Gauss, oferecem uma boa otimização de desempenho e custo. Como desvantagens o autor aponta a atenção para um número mínimo na prática entre  $20n$  e  $100n$  ( $n$  = canais espectrais), para prover boas estimativas; e ainda a consideração de que em histogramas multimodais, essas funções não se adequam a distribuição dos dados.

VELASCO, PRADO & SOUZA (1979) descrevem que o sistema de classificação por máxima verossimilhança é constituído basicamente de dois tipos de procedimentos: 1º) rotinas de "treinamento" que possuem a função de aquisição de classes e de seus parâmetros; 2º) rotinas que fazem a classificação dos padrões propriamente dita. Ainda segundo os autores, o primeiro procedimento necessita da participação interativa do analista enquanto o segundo procedimento prescinde dessa participação.

DUDA & HART (1973) apresentam detalhadamente a teoria dos algoritmos para a classificação por máxima verossimilhança incluindo o tratamento para dados contínuos e discretos e também, para casos univariados e multivariados.

ANDRADE (1984) utilizou o procedimento de classificação por máxima verossimilhança, implementado no I-100, para gerar mapas temáticos em quatro níveis de detalhamento envolvendo a utilização também, de atividades de interpretação visual, digital, trabalhos de campo e cartas.

NIERO e LOMBARDO (1979) utilizaram o classificador de máxima verossimilhança, visando a classificação de classes funcionais de uso da terra no Vale do Paraíba, onde avaliaram também a precisão de classificação. Segundo esses autores, existem dois tipos de erros de classificação, a citar:

a) erro de classificação por omissão, expresso pela razão entre o número de pixels não classificados como pertencentes à área teste da classe analisada e o número de pixels pertencentes à área teste da classe analisada, multiplicado por cem;

b) erro de classificação por inclusão, definido pela razão entre o número de pixels pertencentes as demais classes classificados erroneamente como elemento da classe analisada e

a diferença do número total de pixels pertencentes às áreas testes e o número de pixels pertencentes a área teste da classe analisada.

#### 2.9.4 Método de K-Médias

Segundo NOVO (1989), a determinação de grupos que caracterizem uma classe (padrão) pode ser obtida utilizando-se o algoritmo K-médias.

O algoritmo define as classes tomando como critério agrupador a distância Euclidiana entre "pixels" no espaço de atributos espectrais (canais). A partir de centros iniciais o algoritmo reagrupa os *pixels* até que em interações sucessivas, o centro do *cluster* seja mantido constante. (SWAIN & DAVIS, 1978).

DUTRA et al. (1981) referindo-se ao agrupamento dos dados, cita que os elementos de um mesmo grupo, apresentam características ou propriedades similares entre si e diferentes dos elementos de outros grupos.

HOFFER (1976) aplicou um algoritmo de classificação para diferenciar classes de cobertura florestal coníferas e decíduas, bem como outros tipos de cobertura. Segundo esse autor, o algoritmo utilizado, é uma modificação do K-médias, envolvendo uma etapa não supervisionada e outra supervisionada, na qual existiu o controle sobre a classificação.

RICHARDS (1986) cita que é possível estabelecer-se um procedimento de classificação híbrida, onde inicialmente é utilizado o algoritmo de K-médias para a definição de amostras

de treinamento e, posteriormente, utiliza-se de um método paramétrico supervisionado (máxima verossimilhança).

BARBOSA (1984) cita que o procedimento de classificação K-médias, têm a finalidade de determinar as relações naturais de dados que sejam similares. Segundo DUTRA et al. (1981), essa técnica de classificação, consiste na divisão do conjunto de dados em classes sem a interferência do usuário.

SANTOS et al. (1982) recomenda o teste da classificação por essa técnica, utilizando-se de áreas de treinamento previamente conhecidas. Segundo esse autor, esse teste permite obter-se uma matriz de precisão de classificação.

#### **2.9.5 Fatiamento ( Density Slicing )**

Segundo BARBOSA (1984), essa técnica que também é considerada como de classificação, consiste e dividir o histograma de uma determinada banda espectral em diversos intervalos de densidade de nível de cinza, associando-se a cada intervalo uma cor ou um símbolo, para a apresentação em um unidade de saída (impressora ou monitor). Esse autor afirma ainda, que existem basicamente três opções de fatiamento, a citar:

a) fatiamento normal, que consiste em dividir a escala de cinza da imagem em intervalos igualmente espaçados, sendo atribuído a cada intervalo uma determinada cor;

b) fatiamento por eqüidistribuição, obtido por uma igualdade de freqüências de níveis de cinza em toda a imagem;

c) fatiamento manual, que consiste no fornecimento pelo usuário, dos valores mínimo e máximo para cada classe de intervalo de cinza.



### **3 MATERIAL E MÉTODOS**

#### **3.1 Material**

Para o desenvolvimento dos Sistema de Tratamento de Imagens Multiespectrais Digitais, os materiais utilizados foram divididos em: materiais de interpretação, processamento e cálculo e produtos cartográficos.

##### **3.1.1 Material de interpretação**

O material de interpretação compreendeu imagens LANDSAT da órbita ponto WRS 223-081 B nas 7 bandas espectrais na forma de produto digital e produtos fotográficos na composição falsa cor 2/3/4 e 3/4/5. A área utilizada nessas imagens, cobre parte da superfície do município de Santa Maria-RS, Figura 3.

##### **3.1.2 Equipamento de processamento e cálculo**

O desenvolvimento do sistema de tratamento digital de imagens necessitou basicamente dos seguintes componentes:

- Um microcomputador IBM PC XT, AT ou 486 com 4 Mbytes de memória RAM;
- Uma unidade de disco flexível de 5 1/4", 360 Kbytes;
- Uma unidade de disco flexível de 3 1/2, 1,44 Mbytes
- Uma unidade de disco rígido de 340 Mbytes;
- Um monitor SVGA 15" colorido;
- Uma placa gráfica compatível;
- Uma impressora de jato de tinta colorida.

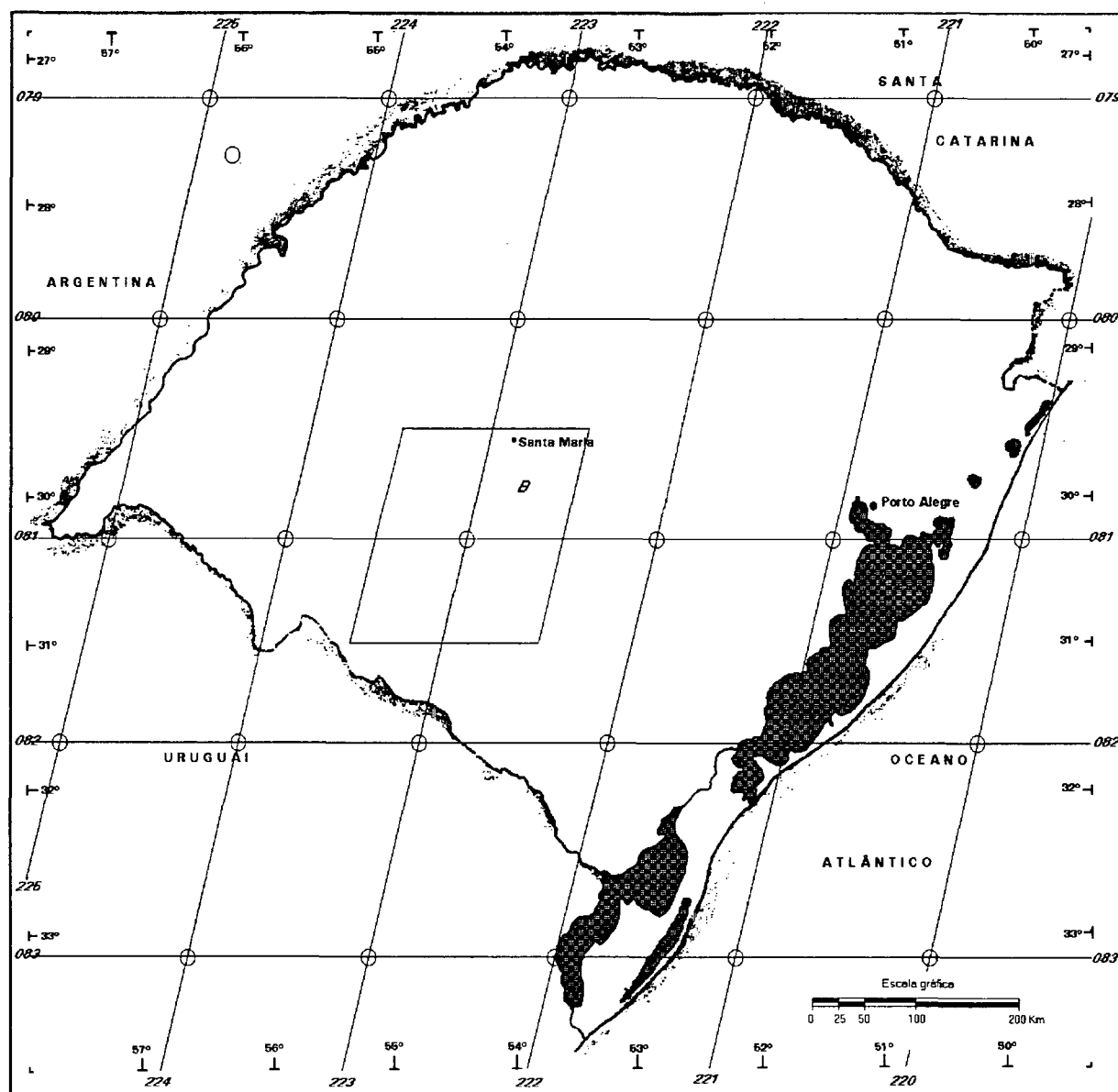


Figura 3 - Localização das imagens TM LANDSAT sobre o Município de Santa Maria-RS.

### **3.1.3 Material cartográfico**

O material cartográfico utilizado, consistiu de cartas topográficas e temáticas da área estudada, obtidas por interpretação visual sobre imagens em papel fotográfico do satélite LANDSAT 5, sensor TM, pelo autor.

## **3.2 Métodos**

O sistema de tratamento digital de imagens abordou seis classes de procedimentos, a citar:

- 3.2.1] Correção de erros e registro de dados de imagens;
- 3.2.2] Técnicas de realce de imagens no domínio espectral;
- 3.2.3] Técnicas de realce de imagens no domínio espacial;
- 3.2.4] Transformações multiespectrais nos dados de imagens;
- 3.2.5] Seleção de atributos;
- 3.2.6] Classificação de imagens.

### **3.2.1 Correção de erros e registro de dados de imagens**

SCHOWENGERDT (1983), RICHARDS (1986) e MATHER (1987) descrevem sobre a correção de erros e registro de imagens particularizando-os basicamente em três tópicos: a) correção de erros oriundos de distorção radiométrica; b) erros provenientes de distorção geométrica e c) registro de imagens.

### 3.2.1.1 Correção de distorção radiométrica

A correção de distorções radiométricas foi desenvolvida utilizando-se o algoritmo apresentado por SCHOWENGERDT(1983) cuja finalidade básica é extrair ruídos das imagens, segundo três níveis diferentes: 1º) extração de ruídos considerando-se pixels individuais; 2º) extração de ruídos em linhas ou registros e 3º) em colunas de imagens ou pixels.

O algoritmo apresentado por esse autor e implementado no sistema segue os seguintes princípios:

1º] Extração de ruídos em pixels individuais

NC1	NC4	NC7
NC2	NC5	NC8
NC3	NC6	NC9

$$MD1 = (NC1 + NC3 + NC7 + NC9) / 4 \quad [1]$$

$$MD2 = (NC2 + NC4 + NC6 + NC8) / 4 \quad [2]$$

$$DIF = | MD1 - MD2 | \quad [3]$$

Se  $| NC5 - MD1 |$  ou  $| NC5 - MD2 | > DIF$ ,

Faça  $NC5 = MD2$  em outro caso,

$$NC5 = NC5$$

2º] Extração de ruídos em  
linhas

$$MD1 = (NC1 + NC4 + NC7) / 3$$

$$MD2 = (NC3 + NC6 + NC9) / 3$$

$$DIF = | MD1 - MD2 |$$

3º] Extração de ruídos em  
colunas

$$MD1 = (NC1 + NC2 + NC3) / 3$$

$$MD2 = (NC7 + NC8 + NC9) / 3 \quad [4]$$

$$DIF = | MD1 - MD2 |$$

Se  $|NC5 - MD1|$  ou  $|NC5 - MD2| > DIF$ ,      Se  $|NC5 - MD1|$  ou  $|NC5 - MD2| > DIF$ ,  
 Faça  $NC5 = (NC4+NC6)/2$  em outro caso,      Faça  $NC5 = (NC2+NC8)/2$  em outro caso,  
 $NC5 = NC5$        $NC5 = NC5$

### 3.2.1.2 Correção de distorção geométrica

MATHER (1987) cita que as imagens de sensoriamento remoto não são mapas e que frequentemente, há necessidade que sejam extraídas informações das imagens, para posterior confrontação com dados de mapas em um sistema de informações geográficas. A transformação de uma imagem de sensoriamento remoto com escala e propriedades de projeção conhecidas em um mapa, é definida como correção geométrica.

Um mapa pode ser definido como sendo "...uma representação gráfica de uma superfície ou parte desta, mostrando as suas características geográficas. Essas, são posicionadas segundo escalas, projeções, grades e pontos de controle geodésicos pré-definidos". (MATHER, 1987).

As fontes de erro geométrico nas imagens podem ser sumarizados nas seguintes categorias:

1ª - *Erro instrumental* - inclui a distorção do sistema ótico, não linearidade do sistema de varredura e, não uniformidade da taxa de amostragem.

2ª - *Distorção panorâmica* - é uma função do ângulo de visada (campo). Quanto maior o ângulo de visada do instrumento sensor, maior será o efeito panorâmico.

3ª - *Rotação da terra* - o efeito da rotação da terra, produz uma imagem inclinada e a velocidade tangencial varia com a latitude. Cada conjunto de linhas de varredura, é tomado em tempos distintos  $t, t+1, \dots, t+n$ .

4ª - *Instabilidade da plataforma* - refere-se as variações de altitude e atitude.

O processo de correção geométrica consiste em considerar os seguintes elementos:

a - a determinação de uma relação entre um sistema de coordenadas de mapa e uma imagem;

b - o estabelecimento de um conjunto de pontos definindo os centros de pixels na imagem corrigida quando considerada como um 'GRID', definindo uma imagem com propriedades cartográficas desejadas. As estimativas dos valores dos pixels podem ser associadas com esses pontos. A relação entre dois sistemas de coordenadas (mapa e imagem, por exemplo) pode ser definida, se a geometria orbital da plataforma (satélite), for conhecida o suficientemente para um determinado grau de precisão.

MATHER(1987) cita basicamente dois métodos de correções geométricas utilizados em imagens: a) método baseado em parâmetros orbitais nominais; b) método baseado em procedimentos de reamostragem.

#### ***a) método baseado em parâmetros orbitais nominais***

Esse método é baseado no conhecimento das características da órbita do satélite, a rotação da terra e a taxa de

amostragem longitudinal e transversal a linha de varredura do sensor.

A utilização desse método de correção não produz alta eficiência quanto a precisão. As correções são obtidas utilizando-se as transformações matriciais que se seguem:

#### **1ª Transformação - troca de escala**

No LANDSAT MSS as linhas de varredura são nominalmente constituídas por pixels de 79m por 56m de espaçamento entre linhas. Como o IFOV é de 79m, há então uma sobre amostragem transversal a linha de varredura. Isso determina que os pixels possuam tamanhos distintos em X e Y, o que permite estabelecer uma razão de aspecto  $x : y$  ( 56 : 79 ) ou 1 : 1.41.

Dessa forma a primeira matriz de transformação é:

$$M1 = \begin{bmatrix} 1.41 & 0.00 \\ 0.00 & 1.00 \end{bmatrix}$$

#### **2ª Transformação - correção da inclinação**

As imagens são inclinadas segundo o eixo NORTE-SUL com relação ao eixo da terra. Para os satélites LANDSAT 1,2 e 3, a inclinação do plano orbital era de 99.09° e para os satélites LANDSAT 4 e 5, a inclinação é de 98.20°. Na linha do equador, então, o traço órbita está inclinado + 9.09° e + 8.20° respectivamente. O ângulo de inclinação  $\theta$  na latitude  $\lambda$  é tomado por:

$$\theta = 90 - \cos^{-1} [(\text{SEN}(\theta E) / (\cos(\lambda))] \text{ graus} \quad [1]$$

onde:  $\theta E$  - refere-se ao ângulo no satélite considerado na linha do equador;

$\cos^{-1}$  - significa a secante do arco.

As linhas de varredura são corrigidas rotacionando-as no sentido anti-horário na direção leste oeste com a transformação pela matriz M2

$$M2 = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \text{SEN}(\theta) \\ -\text{SEN}(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad [2]$$

O valor de  $\lambda$  para a determinação de  $\theta$ , é a latitude central da imagem à ser corrigida.

### **3ª Transformação - correção de rotação da terra**

A velocidade superficial do satélite é:

$$V_e = R \cdot \cos(\lambda) \omega E \quad [3]$$

ONDE:  $V_e$  - é a velocidade da terra na latitude  $\lambda$ ;

$R$  - é o raio da terra aprox. 6.378.137 m para o raio equatorial e 6.356.752,3 m para o raio polar. (SNYDER, 1982, p.15 GRS);

$\omega E$  - velocidade angular da terra;



Como a terra gira  $2 \pi$  rd em 24 horas, a sua velocidade  $V_e$  é  $2 \pi / 86400$  rd/s ou  $0.72722 \times 10^{-4}$  rd/s. Os LANDSAT's 1, 2 e 3 orbitaram em torno da terra com uma velocidade de 103,267 min (6.196 s) o que equivale a uma  $\omega t$  igual  $2 \pi / 6196$  ou  $0.101407 \times 10^{-2}$  rd/s. Então o tempo "t" ao longo do comprimento da imagem (185 Km) é:

$$t = 185.000 \text{ m} / (6378137 \times 0.101407 \times 10^{-2}) \text{ s.}$$

$$t = 28,6 \text{ s.}$$

Durante esse tempo o deslocamento da terra é obtido por:

$$28.6 \text{ s} \times V_e.$$

Exemplo: A latitude de LONDRES é  $51^\circ$  N, o valor de  $V_e$  é:

$$6378137 \cdot \cos(51^\circ) \cdot 0,72722 \times 10^{-4} \text{ m/s ou } 291,81 \text{ m/s.}$$

A distância movida por um ponto no tempo de 28.6 s é obtida por:

$$28.6 \text{ s} \times 291,81 \text{ m/s} = 8.345 \text{ m ou } 4.5\% \text{ do tamanho da imagem.}$$

Por causa do efeito e da ação da rotação da terra, cria-se um ângulo para as linhas de varredura isso porque, o satélite não possui órbita perfeitamente polar. Então, o deslocamento acima da linha de varredura é menor que 8.345 m na latitude de  $51^\circ$  N. Dessa forma o deslocamento perfeito é obtido por:

$$8.345 \text{ m} \times \cos(\theta)$$

onde  $\theta$  é definido como ângulo de inclinação. Na latitude de  $51^\circ$  N o valor de  $\theta$  para os satélites LANDSAT 1, 2 e 3, é  $14.54^\circ$ .

Então o deslocamento real do ponto é de 8.077 m.

A matriz para corrigir o efeito de rotação da terra é:

$$M3 = \begin{bmatrix} 1.0 & A_{\theta k} \\ 0.0 & 1.0 \end{bmatrix} \quad [2]$$

O termo  $A_{\theta k}$  é determinado a partir de:

$$A_{\theta k} = \omega E \cdot \cos(\lambda) / \omega E \cdot \cos(\theta) \quad [3]$$

$$= 0.071713 \cdot \cos(\lambda) / \cos(\theta) \quad [4]$$

Para a latitude de  $51^\circ$ , a  $M3$  é igual a:

$$M3 = \begin{bmatrix} 1.0 & 0.0466 \\ 0.0 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad [5]$$

As três matrizes de transformação  $M1$ ,  $M2$ , e  $M3$  são aplicadas simultaneamente, através da matriz  $M$  multiplicada pela coordenada (pixel, linha) da imagem original.

$$M = M1 \cdot M2 \cdot M3 \quad [6]$$

O sistema de coordenadas da imagem corrigida é relacionada ao sistema linha imagem (sistema):

$$X' = M \cdot X \quad [7]$$

onde  $X' (x_1', x_2')$  é o vetor do pixel e linha corrigidos e  $X (x_1, x_2)$  é o pixel e linha da imagem original.

***b) método baseado em procedimentos de reamostragem***

Uma vez determinada as equações de transformação (polinômio AFIM), deve ser computado no próximo passo, a localização no mapa dos quatro cantos da imagem à ser retificada e também, para trabalhar no número e espaçamento correto (em metros) entre os centros de pixels necessários para arquivar a imagem na escala correta do mapa. O trabalho é sistemático partindo do canto superior esquerdo e, localizando (no mapa com coordenadas  $e, n$ ), o centro de cada pixel. Tomando-se o centro de cada pixel, aplica-se a transformação para gerar as coordenadas  $(c, r)$  da imagem correspondente ao centro de pixel. As coordenadas  $(c, r)$  acima citadas, são coordenadas da imagem não corrigida. Essas coordenadas são números inteiros.

São utilizados basicamente três procedimentos de reamostragem para a correção da imagem:

**1° Procedimento - *nearest neighbour*** - nesse procedimento transfere-se o valor de brilho dos pixels da imagem original para a imagem corrigida, apenas modificando-se as coordenadas  $(c, r)$  para  $(e, n)$ ;

Esse procedimento tem as duas seguintes vantagens:

- a - é extremamente rápido
- b - os valores de brilhos da imagem original são idênticos aos da imagem corrigida.

Os polinômios de primeira ordem são utilizados para determinar as coordenadas de mapa para os quatro cantos da imagem não corrigida. Por exemplo:

Canto superior: Esquerdo - 406.52 Km; 403.05 Km

Direito - 421.40 Km; 399.41 Km

Canto inferior: Esquerdo - 402.95 Km; 388.20 Km

Direito - 417.83 Km; 384.55 Km

Define-se um retângulo tomando-se as coordenadas extremas no sentido leste 402.95 Km e 421.40 Km e na direção norte 384.55 Km e 403.05 Km. Os centros de pixels na imagem corrigida foram selecionados nas direções a partir de leste para oeste e norte para sul. O tamanho do pixel adotado é de 50 m.

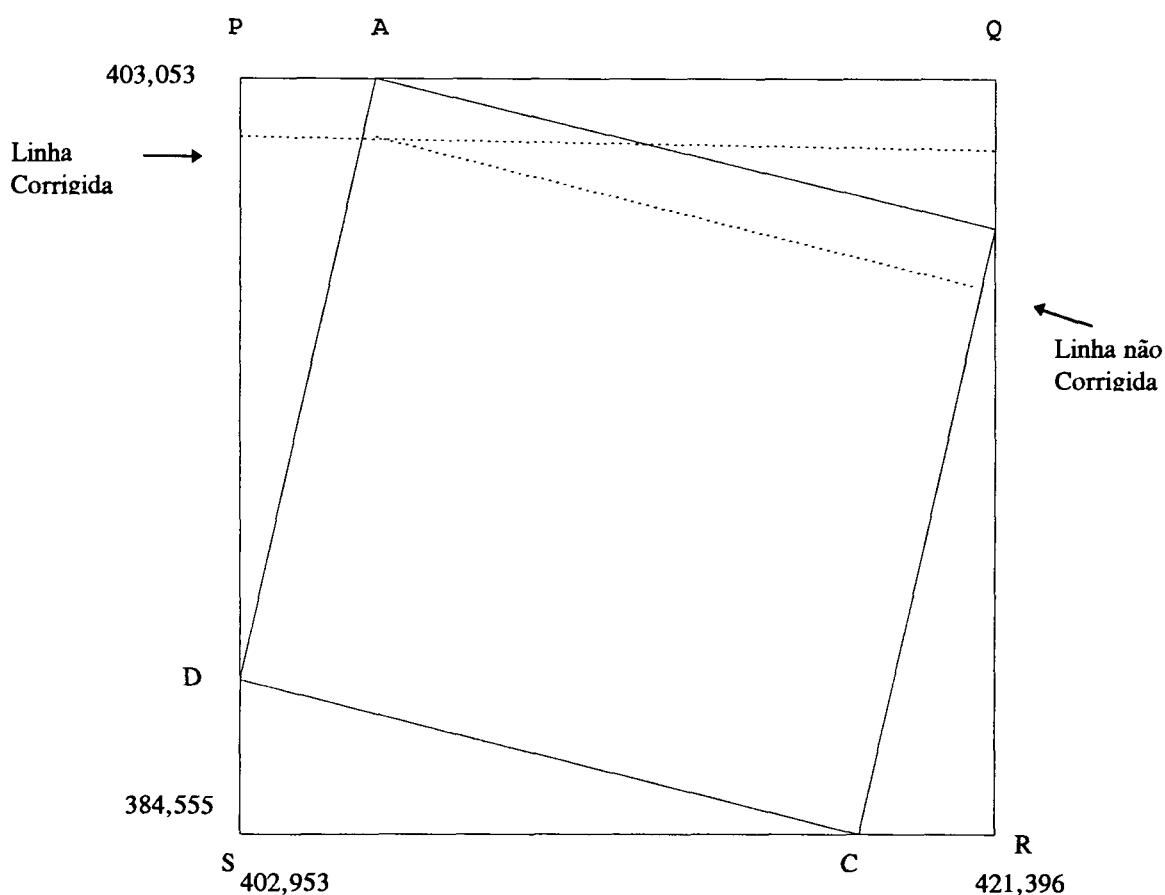


Figura 4 - Representação esquemática do processo de reamostragem. Fonte: Adaptado de MATHER, 1987.

O retângulo ABCD representa os cantos extremos de coordenadas da imagem não corrigida enquanto que o retângulo PQRS representa as coordenadas Norte, Sul, Leste e Oeste de uma imagem geometricamente corrigida.

A localização espacial de cada centro de pixel segundo as direções Norte-Sul e Leste-Oeste, é facilmente obtida espaçando-se os pixels a partir das coordenadas de canto esquerdo superior da área do mapa a ser considerada.

Se essas coordenadas estiverem fora da amplitude 1-512, ponto projetado fora das bordas da imagem não corrigida, então, o centro de pixel da imagem corrigida, será associado ao valor '0', em outro caso, o valor é associado ao centro do pixel final na imagem corrigida. Por exemplo:

Corrigindo-se corrigindo o pixel 100 na linha ou registro 100 da imagem corrigida, lembrando que o tamanho do pixel é 50 metros, pode-se determinar o centro do pixel como sendo:

$402.953 + (99 \times 0.05) = 407.903$  Km a leste e ao norte,

$403.053 - (99 \times 0.05) = 398.103$  Km.

Utilizando as equações polinomiais de primeira ordem para determinar o pixel e a linha (número deles na imagem não corrigida) a partir dessas coordenadas do mapa, o resultado é:

pixel = 149.2207

registro = 84.0269

O processo de *nearest neighbour* consiste em tomar o valor do pixel 149 do registro 84 da imagem não corrigida, e atribuir esse valor (brilho) às coordenadas cujo pixel = 100 e o registro ou linha de varredura = 100 ( imagem corrigida ).

## 2° Procedimento - *interpolação bilinear*

Assume-se que uma superfície é ajustada para os valores de pixels em uma vizinhança imediata às coordenadas  $(c,r)$ . Toma-se os valores dos quatro pixels vizinhos denominando-os com a seguinte forma:  $V_{i,j}$ ,  $V_{i,j+1}$ ,  $V_{i+1,j}$ ,  $V_{i+1,j+1}$ , e o ponto à interpolar, é  $V$ .

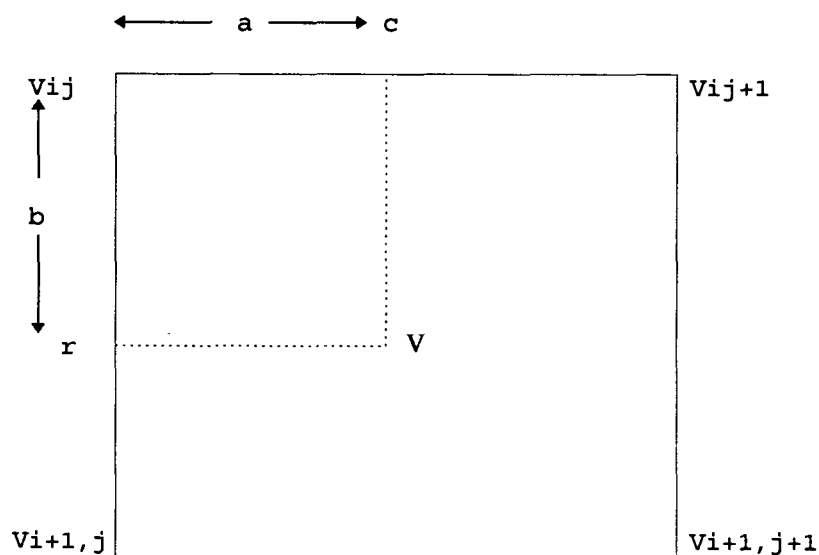


Figura 5- Representação do processo de interpolação bilinear

$$V = (1-a)(1-b)V_{i,j} + a(1-b)V_{i,j+1} + b(1-a)V_{i+1,j} + abV_{i+1,j+1}$$

onde:

$$\begin{aligned} a &= c - j & j &= |c| \\ b &= r - i & i &= |r| \end{aligned}$$

O resultado desse processo, é uma imagem suavizada, pois trata-se de alterar os valores de brilho utilizando-se uma média para o pixel central a quatro outros pixels. O tempo requerido para a utilização desse procedimento é maior se comparado ao processo NEAREST NEIGHBOUR.

### 3° Procedimento - *interpolação bicúbica*

Baseia-se no ajuste bi-dimensional de uma superfície, utilizando-se polinômio de terceiro grau para a região que circunda um pixel de coordenadas (c,r) na imagem de saída. Essa técnica é mais complexa que os procedimentos anteriormente citados, mas tende a produzir uma imagem visualmente mais natural. O interpolador é essencialmente um filtro de baixa passagem (frequência espacial). A grande desvantagem desse procedimento, é sem dúvida o tempo computacional exigido para processar uma imagem.

A interpolação na direção ou coluna X; quatro valores intermediários são definidos por  $V_{c,m}$ ; esses valores são correspondentes ao longo da linha de varredura  $y=r$  para os pontos  $c=i-1, i, i+1$  e  $i+2$ . A quantidade inteira, é simplesmente uma parte do valor (r). Esses quatro valores intermediários são obtidos a partir de:

$$V_{c,m} = -a(1-a)2V_{j-1,m} + (1-2a^2+a^3)V_{j,m} + a(1+a-a^2)V_{j+1,m} - a^2(1-a)V_{j+2,m} \quad [1]$$

onde:  $m = i-1, i, i+1, i+2$ ; (i) e (a) foram definidos acima.

Os valores intermediários são utilizados para estimar o valor do pixel nas coordenadas (c,r)

$$V_{c,r} = -b(1-b)2V_{c,i-1} + (1-2b+b^3)V_{c,i} + b(1+b-b^2)V_{c,i+1} + b^2(b-1)V_{c,i+2} \quad [2]$$

### 3.2.1.3 Registro de imagens

O método mais freqüentemente utilizado é procedimento da correlação de imagens multitemporais. ANUTA (1970) utilizou FFT "Fast Fourier Transform" no cálculo rápido de correlações entre imagens.

O registro espacial de imagens permite através de procedimentos específicos a elaboração de mosaicos imagens; análises temporais de imagens; comparar imagens obtidas por sensores diferentes ou ainda, a combinação de imagens multiespectrais e uma composição colorida. (SCHOWENGERDT, 1983).

O termo análise multitemporal significa a manipulação de dados tomados em diferentes datas.

Na análise digital de dados multitemporais, deve-se observar que haja uma superposição dos pixels da cena de uma data com a mesma cena de outra data.

A obtenção do registro digital de imagens pode ser efetuado pela medida de similaridade ou dissimilaridade entre



duas imagens, calculada como função do deslocamento relativo entre elas. Considerando, uma imagem referência em uma das datas (imagem-padrão), seleciona-se pontos de controle (ex. cruzamento de estradas) nas imagens à serem registradas. Determina-se as coordenadas  $x$ ,  $y$  da imagem-padrão e as coordenadas  $x'$ ,  $y'$  da imagem à ser ajustada, cujos dados serão utilizados como entradas para o programa de ajuste polinomial.

O objetivo desse ajuste polinomial, é distribuir os demais pares de coordenadas, minimizando-se as diferenças de posicionamento entre a cena de referência e a cena que será ajustada.

Uma vez obtido o registro, vários procedimentos poderão ser aplicados aos dados multitemporais, podendo ser combinados para gerar composições coloridas multitemporais.

A subtração pixel a pixel dos valores digitais de uma data da outra, é uma técnica de análise multitemporal que gera uma imagem-diferença. Essa imagem, submetida a uma classificação unidimensional, permite identificar as áreas da data 1 e da data 2 que sofreram uma alteração no valor digital dos pixels. Considerando-se o caso de áreas que não apresentaram mudanças significativas no valor digital de um pixel, ou de um conjunto de pixels, são áreas que não sofreram alterações.

RICHARDS (1986) cita que uma imagem registrada pode ser transferida para um mapa com sistema de coordenadas, onde os "pixels" são referenciados segundo a posição geográfica que ocupam na imagem. Dessa forma, os elementos de imagem podem ser localizados espacialmente de acordo com um sistema de coordenadas latitude e longitude por exemplo.

Segundo SCHOWENGERDT (1983), existem dois procedimentos de registro espacial de imagens: o registro espacial automático e o registro espacial realizado manualmente.

RICHARDS (1986) e SCHOWENGERDT (1983) citam que o procedimento de registro automático pode ser realizado através de uma medida de similaridade ou dissimilaridade entre duas imagens que é determinada por uma função.

Uma das medidas a que os autores se referem, é a correlação existente entre duas áreas de recobrimento de imagem. Para que as áreas sejam correspondentes, é necessário então, que a correlação entre essas, seja máxima.

RICHARDS (1986) cita que existe a possibilidade de alta correlação entre pontos de controle correspondentes em duas imagens, desde que a amostragem das janelas de observação sejam criteriosamente tomadas.

Referindo-se ao procedimento manual de registro espacial de imagens, SCHOWENGERDT (1983), afirma, que esse, pode ser realizado quando não se requer alta precisão de registro. Segundo o autor, o procedimento consiste em detectar visualmente os pontos de controle pelo exame de imagens e, por esta razão, esse procedimento não permite a determinação de correlação numérica para registrar uma imagem sobre um mapa. Um procedimento auxiliar e particularmente eficiente, é a medida de coordenadas sobre a imagem em um monitor onde o cursor mostra a posição do pixel de uma imagem.

Pequenas áreas tomadas sobre as imagens, produzem resultados de correlação satisfatórios. Para determinar a correlação, é selecionada uma "janela" sobre uma imagem e

dimensões  $N \times N$  e uma área de pesquisa de dimensões  $M \times M$  numa outra imagem.

A correlação é estimada entre a área de pesquisa e a "janela", tomando-se uma região central da área de pesquisa de dimensões  $L \times L$ . A determinação da correlação entre todas as possíveis  $L^2$  requer segundo SCHOWENGERDT (1983), operações da ordem de  $N^2 \cdot L^2$ . Existe ainda a limitação de que a área de pesquisa, seja maior que a área da "janela".

A determinação da correlação é obtida pela seguinte equação:

$$r[i,j] = \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N f_1[m,n] * f_2[i+m,j+n] / a_1 * a_2 \quad [1]$$

$$\text{onde: } a_1 = \left( \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N f_1^2[m,n] \right)^{1/2} \quad [2]$$

$$a_2 = \left( \sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N f_2^2[i+m,j+n] \right)^{1/2} \quad [3]$$

A Figura 6 apresenta a correlação entre a "janela" e as áreas de pesquisa. (adaptado de SCHOWENGERDT, 1984).

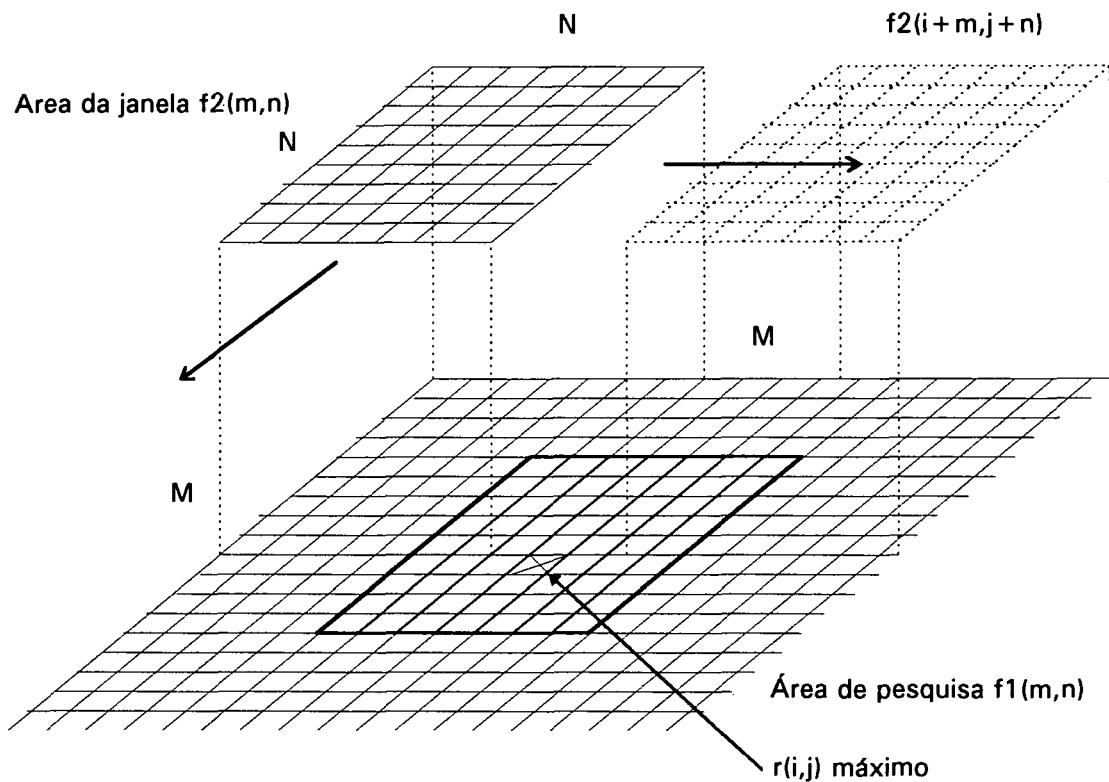


Figura 6- Correlação entre área de pesquisa e 'janelas' na imagem

A precisão de uma imagem registrada pode variar significativamente devido as diferenças de contraste e detalhes entre as imagens analisadas. Segundo SCHOWENGERDT(1983), o aumento da correlação entre as áreas analisadas pode ser aumentada após a aplicação de técnicas de pré-processamento, tais como a filtragem espacial.

#### 3.2.1.4 Operações geométricas mistas nas imagens

As operações geométricas implementadas no sistema de tratamento de imagens seguem a proposição de RICHARDS (1986) constituindo-se em rotação de imagens e troca de escala e zoom.

#### **3.2.1.4.1 Rotação de imagem**

A rotação de imagem foi implementada mediante troca sistemática da posição espacial do pixel, transformando cada registro de imagem em coluna de pixels, dessa forma a imagem rotaciona de um ângulo de  $90^\circ$ . (RICHARDS, 1986).

#### **3.2.1.4.2 Troca de escala e zoom**

Essas operações seguiram a descrição do item 2.5.4.1 abordado no Capítulo 2, Revisão de Literatura.

### **3.2.2 Técnicas de realce de imagens no domínio espectral**

As técnicas de realce de imagens implementadas no sistema estão restritas a manipulação de contraste.

#### **3.2.2.1 Manipulação de contraste**

As técnicas de realce implantadas no sistema de tratamento digital estão agrupadas em seis níveis, a citar: realce de contraste linear; saturação linear; contraste automático; contraste logarítmico e exponencial; contraste por partes e finalmente a equalização de histograma.

A manipulação de contraste tem o objetivo de melhorar a qualidade visual da imagem. Esse procedimento segundo

SCHOWENGERDT (1983) pode ser definido pelas seguintes expressões:

$$C1 = GL_{\max} / GL_{\min} \quad \text{ou} \quad [1]$$

$$C2 = GL_{\max} - GL_{\min} \quad \text{ou} \quad [2]$$

$$C3 = \text{Desvio } GL. \quad [3]$$

onde: C1, C2, C3 - diferentes índices que expressam  
o contraste de uma imagem;

$GL_{\max}$  - nível máximo de cinza;

$GL_{\min}$  - nível mínimo de cinza;

Desvio GL - desvio padrão dos níveis de cinza.

A figura 7 apresenta a forma modular das manipulações possíveis de contraste. O elemento interface significa o meio de comunicação entre o usuário e a representação gráfica resultante da aplicação de uma das técnicas de manipulação de contraste.

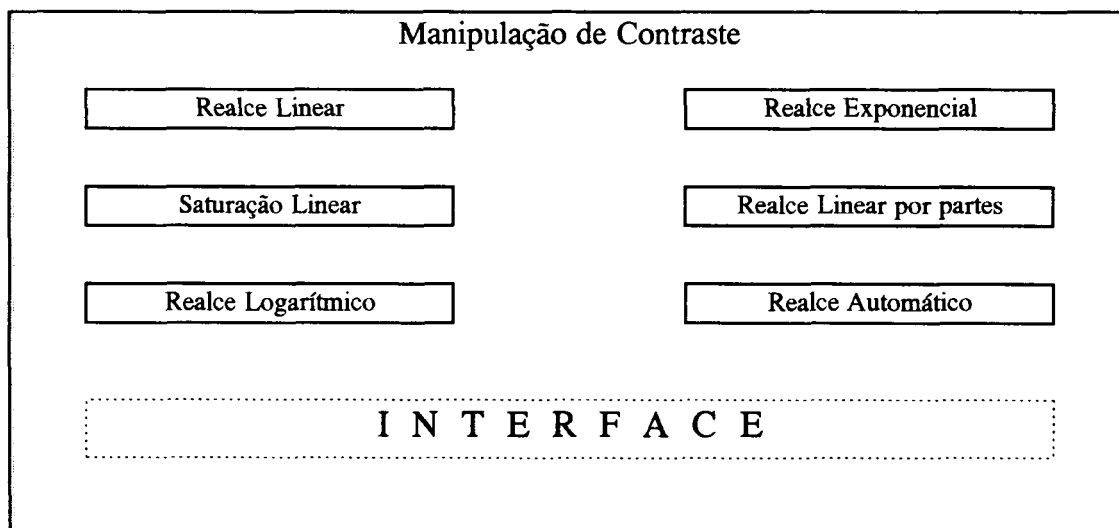


Figura 7- Forma modular de manipulação de contraste de uma imagem digital.

Os algoritmos implementados no **Sistema** para a manipulação de contraste foram detalhadamente descritos em RICHARDS (1986).

#### 3.2.2.1.1 Realce de contraste linear

A manipulação linear do contraste segue uma equação da reta.

$$y = f(x) = ax + b \quad [1]$$

$$x = f^{-1} * (y) = (y-b)/a, \quad [2]$$

então, o histograma modificado pode ser obtido por:

$$h_0(y) = 1/a * h_i * ((y-b)/a) \quad [3]$$

onde:  $y$  - valor de brilho associado a modificação do histograma;

"a" e "b" - coeficientes de regressão;

$h_i$  - frequência do brilho "i" nos dados originais

#### 3.2.2.1.2 Realce por saturação linear

RICHARDS(1986) cita que freqüentemente uma boa imagem pode apresentar graus de saturação idênticos para brilhos claros (intensidade máxima do valor digital), porção final do histograma, e escuros (intensidade mínima do valor digital) correspondente à porção inicial do mesmo.

Segundo o autor, a função de mapeamento de brilho é definida pela determinação do usuário dos valores digitais mínimo e máximo de uma imagem, a qual deverá sofrer saturação para os valores mínimo e máximo permitidos pelo dispositivo de visualização.

O realce por saturação linear foi implementado seguindo-se o princípio matemático descrito por RICHARDS (1986) como segue:

$$y = f(x)$$

onde:  $y$  - valor de brilho na imagem transformada

$x$  - valor de brilho na imagem original.

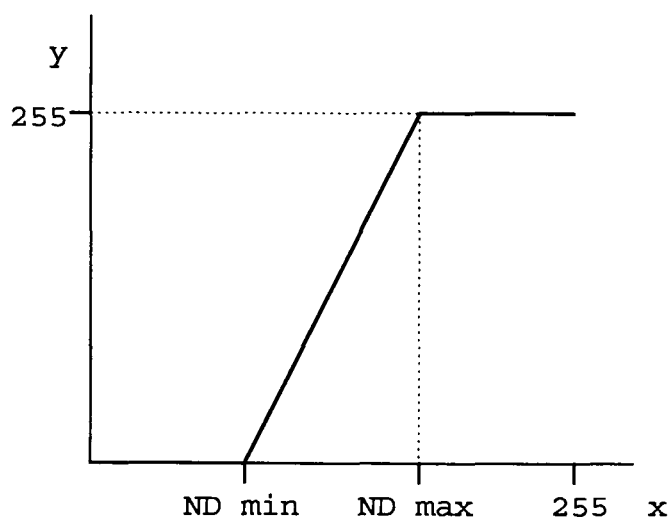


Figura 8 - Mapeamento de contraste por saturação linear



### 3.2.2.1.3 Realce de contraste automático

Segundo RICHARDS(1986), o contraste automático é uma variação do procedimento de realce por saturação linear, em que o corte para os limites mínimo e máximo dos valores digitais de brilho é definido, respectivamente, pelo brilho médio menos e/ou mais três desvios padrão. A função de mapeamento dos brilhos segue o princípio já descrito para a manipulação de contraste por saturação linear.

O princípio matemático é definido como segue:

$$B_{\min} = B_{\text{médio}} - 3 \quad [1]$$

$$B_{\max} = B_{\text{médio}} + 3 \quad [2]$$

$$y = f(x) = ax + b \quad [3]$$

onde: y - valor de brilho associado a modificação da imagem transformada;

"a" e "b" - coeficientes de regressão;

### 3.2.2.1.4 Realce de contraste logarítmico e exponencial

A modificação de contraste que utiliza-se de procedimentos na forma logarítmica e exponencial, Figuras 9 e 10 respectivamente, consistem na aplicação dos seguintes modelos matemáticos:

$$\text{Manipulação logarítmica} - y = b * \log(ax) + c \quad [1]$$

$$\text{Manipulação exponencial} - y = b * e^{ax} + c \quad [2]$$

onde:  $a$ ,  $b$  e  $c$ - são incluídos para o controle de brilho e contraste no produto final.

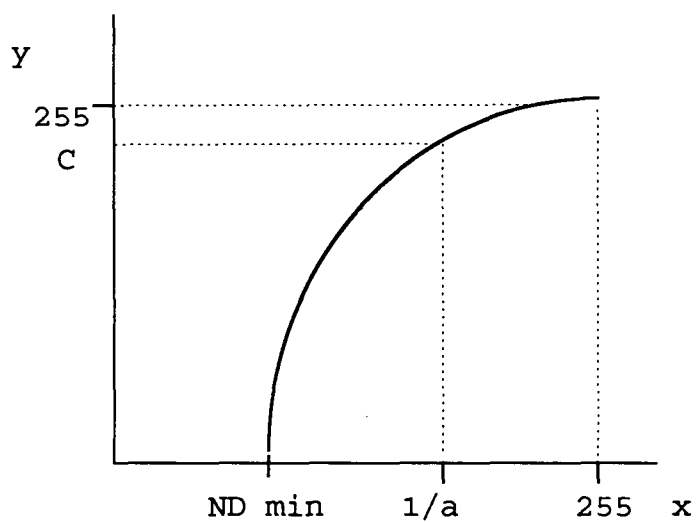


Figura 9 - Mapeamento de contraste logarítmico.  
(RICHARDS, 1986)

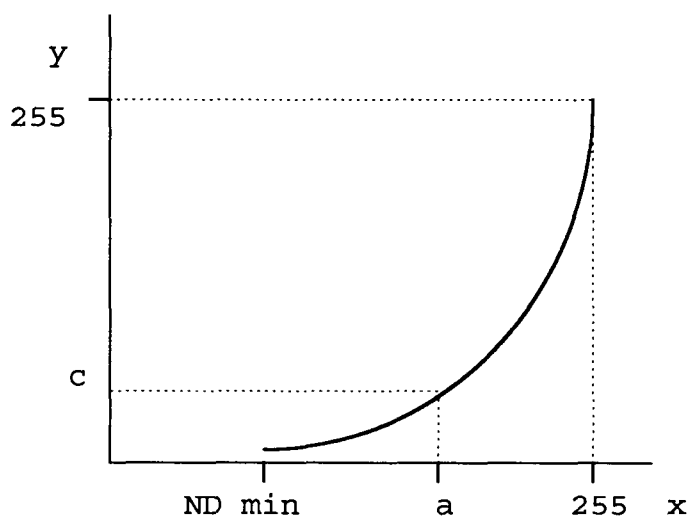


Figura 10 - Mapeamento de contraste exponencial.  
(RICHARDS, 1986)

### 3.2.2.1.5 Modificação de contraste por partes

Segundo RICHARDS (1986), o procedimento de modificação de contraste por partes, é uma técnica que apresenta a flexibilidade, pois permite a alteração dos brilhos de uma imagem, especificada pelos pontos de inflexão definidos segundo a opção do usuário.

Um par de pontos de inflexão define uma função de mapeamento dos valores digitais nesse intervalo. Por consequência, o procedimento adotado para a modificação de contraste por partes, pode definir várias funções de mapeamento sobre uma área da imagem ou imagem inteira. Esse procedimento pode ser observado na Figura 11, onde cada inclinação da reta entre dois pontos de inflexão, define uma nova função de mapeamento dos níveis de cinza ( $y$ ) da imagem transformada, a partir dos níveis de cinza ( $x$ ) da imagem original.

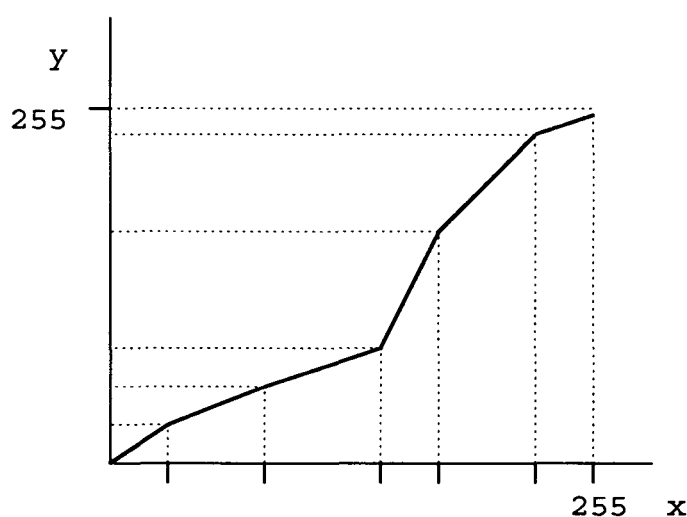


Figura 11- Mapeamento de contraste por partes.  
(RICHARDS, 1986).

### 3.2.2.1.6 Equalização do histograma

A modificação de contraste por equalização do histograma implementada no sistema, seguiu a descrição apresentada por RICHARDS (1986), em que o histograma transformado apresenta uma aproximada simetria de frequência de níveis de cinza em torno do valor médio presente na imagem.

O princípio adotado, deve considerar a seguinte nomenclatura:

$h_i(x)$  - função histograma da imagem original;

$h_o(y)$  - representa o histograma modificado;

$N$  - número total de pixels analisados na equalização;

$L$  - níveis de cinza presentes na imagem.

A obtenção do histograma modificado  $h_o(y)$  é definido por:

$$h_o(y) \cdot (L-1)/L = N/L \quad [1]$$

transformando-se a expressão [1], obtêm-se:

$$h_o(y) = N / (L-1) \quad [2]$$

$$h_o(y) = h_i(x) \, dx/dy \quad [3]$$

Considerando que  $h_o(y)$  é obtido por uma função de mapeamento a partir de  $h_i(x)$ , como é expresso em [3], então a transformação dos níveis de cinza é obtida por:

$$y = f(x) = (L-1) / N \cdot \int h_i(x) dx \quad [4]$$

Como a integral define um histograma cujos valores são contínuos, transformou-se esses valores em discretos, pela associação com valores de brilho quantizados em uma LUT (Look-Up Table) podendo mover as frequências do histograma para a localização em novos valores de brilho. Na expressão [4], o efeito de N é de normalizar o peso do histograma cumulativo para unidade. Nessa mesma expressão o L-N1, escala o eixo vertical para o valor máximo.

### **3.2.3 Técnicas de realce de imagens no domínio espacial**

#### **3.2.3.1 Filtragem espacial**

As tarefas de classificação digital de imagens multiespectrais tornam-se em alguns casos dispendiosas, principalmente devido ao tempo computacional exigido.

Nos métodos de classificação ponto a ponto (tradicionais), despreza-se a interrelação espacial existente entre pontos pertencentes a uma mesma classe. Dessa forma, a aplicação de filtros espaciais como forma de extração de atributos, possuem a finalidade de garantir custos computacionais menores sem no entanto prejudicar a estimativa de parâmetros, necessários à classificação de padrões.

DUTRA et al. (1984) citado por BARBOSA (1984) descreve que o procedimento de filtragem espacial é utilizado com o objetivo de ressaltar a existência de bordas, transições entre áreas

sombreadas e iluminadas ou ainda as transições naturais como limites entre culturas agrícolas.

SCHOWENGERDT (1983) cita que esse procedimento é uma transformação da imagem "pixel" a "pixel". Cita também, que essa transformação depende do nível de cinza do pixel a ser processado e dos níveis de cinza dos "pixels" vizinhos. Segundo esse autor, essa operação, altera os níveis de cinza do "pixel" e dos "pixels" vizinhos.

Nesse sentido, os autores MASCARENHAS E VELASCO (1984), citam que a filtragem digital consiste em aplicar uma transformação em um ponto "p" da imagem, cujo o valor final do nível de cinza desse ponto, depende dos outros pontos da vizinhança.

A transformação a que se referem, pode ser sintetizada na seguinte forma:

$$H(x,y) = (1/M*N) * \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m,n) * J(x-m,y-n)$$

onde:

$H(x,y)$  - imagem resultante (filtrada);

$I(m,n)$  - imagem origem;

$J(x-m, y-n)$  - máscara do filtro;

$x = 0, 1, \dots, M-1$ ;

$y = 0, 1, \dots, N-1$ ;

$M$  - número de linhas da imagem;

$N$  - número de colunas da imagem (pixels);

O resultado da convolução de **I** por **J** num ponto "p" da imagem, é uma média ponderada dos pontos de **I**, onde os "pesos" são dados pela imagem **J**. (MASCARENHAS E VELASCO, 1984).

NOVO (1989) cita que as operações de filtragem espacial são mais complexas que as de manipulação de contraste e classifica-as em: filtros digitais passa-baixa e passa-alta. Cita também, que os filtros passa-baixa, são utilizados para atenuar o efeito dos ruídos presentes numa cena imageada enquanto que os filtros passa-alta realçam as regiões de transição.

Os procedimentos de filtragem espacial aplicados sobre as diferentes bandas consistiram na convolução das imagens utilizando-se funções lineares e não lineares.

A aplicação de filtros não lineares, seguiu proposição citada em literatura resumindo-se nas seguintes etapas: a) uma vez escolhida a região da imagem à ser filtrada, aplicou-se uma convolução linear com uma máscara previamente dimensionada no seu tamanho e nos valores; b) após essa etapa, realizou-se uma operação pontual.

Nesse tipo de operação pontual, o objetivo foi redistribuir os níveis de cinza visto que a maior parte desses níveis, encontram-se concentrados na região cujos valores são baixos. Os filtros implementados no *Sistema* serão definidos nas seções subseqüentes.

#### **3.2.3.1.1 Filtragem espacial linear**

Esse procedimento consistiu na aplicação de filtros digitais com máscaras previamente definidas e em acordo com a

proposição de MASCARENHAS & VELASCO(1984). Um exemplo simples dessa proposição, é a utilização de uma função linear, aplicada conforme a seguinte equação:

$$IR[i,j] = \sum_{m=k}^1 \sum_{n=k}^1 I[m,n] * f[i-m,j-n] \quad [1]$$

onde: IR[i,j] - imagem resultante;  
 I[m,n] - imagem original;  
 f[i-m,j-n] - função (máscara do filtro);  
 K = i - w/2 [2]  
 l = i + w/2 [3]  
 w x w - dimensão do filtro.

### 3.2.3.1.2 Filtros derivativos

A função de filtros derivativos aplicados sobre a imagem tem por finalidade realçar o conteúdo de alta frequência. Esses filtros são normalmente utilizados para detecção de bordas. Outra aplicação desses tipos de filtros é a extração de medidas de microtextura ressaltando a relação local entre "pixels".

#### 3.2.3.1.2.a Filtro derivativo detector de linhas verticais

$$FDLV = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$



### 3.2.3.1.2.b Filtro derivativo detector de linhas horizontais

$$FDLH = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

### 3.2.3.1.2.c Filtros derivativos para realce de diagonais

$$FDD1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -1 & 2 & -1 \\ 2 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad [1]$$

$$FDD2 = \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \quad [2]$$

### 3.2.3.1.3 Filtros detectores de linhas e manchas

Os filtros detectores de linhas, tem por objetivo realçar alinhamentos em diferentes direções enquanto os filtros detectores de manchas assinalam pequenas superfícies de características homogêneas.

#### 3.2.3.1.3.a Filtro detector de linhas duplas

$$FDL2 = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

### 3.2.3.1.3.b Filtro detector de pequenas manchas

$$FDPM = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 3 & 3 & -1 \\ -1 & 3 & 3 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

### 3.2.3.1.3.c Filtro detector de linhas segundo as direções Norte (FCN), Sul (FCS), Leste (FCE) e Oeste (FCW)

$$FCN = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad [1]$$

$$FCS = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [2]$$

$$FCE = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [3]$$

$$FCW = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad [4]$$

### 3.2.3.1.3.d Filtro detector de linhas segundo as direções Noroeste (FCNW), Nordeste (FCNE), Sudoeste (FCSW) e Sudeste (FCSE)

$$FCNW = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad [1]$$

$$FCNE = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad [2]$$

$$FCSW = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [3]$$

$$FCSE = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [4]$$

### 3.2.3.1.3.e Filtro passa-baixa

A utilização desse filtro está associada ao objetivo de eliminar a influência do ruído nas imagens. Nesse sentido, a eliminação de faixas originadas pela diferença momentânea de operação entre detectores de um mesmo sensor e falhas de registro da radiância, podem ser eliminadas utilizando-se esse tipo de filtro.

Exemplos de máscaras utilizadas:

$$FPB1 = 1/9 \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [1]$$

$$FPB2 = 1/16 \cdot \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad [2]$$

$$FPB3 = 1/10 \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad [3]$$

### 3.2.3.1.3.f Filtro passa-alta

O objetivo da utilização desse tipo de filtro digital, é realçar detalhes presentes nas imagens. A aplicação de um filtro passa-alta, permite melhorar a definição das transições entre diferentes regiões sobre as imagens.

Para exemplificar esse tipo de filtro, testou-se máscaras com dimensões 3X3, 5X5 e 7X7, com a seguinte configuração:

$$\text{FPA1} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad [1]$$

$$\text{FPA2} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad [2]$$

$$\text{FPA3} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad [3]$$

$$\text{FPA4} = 1/25 * \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 24 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad [4]$$

$$\text{FPA5} = 1/49 * \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 48 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad [5]$$

#### 3.2.3.1.4 Filtragem espacial não linear

A filtragem espacial não-linear é um dos métodos utilizados para detecção de bordas, extração de atributos espaciais e aplicada à estudos de texturas de uma imagem.

Nesse procedimento, incluiu-se os operadores de SOBEL, de ROBERTS e de PREWITT.

### 3.2.3.1.4.a Operador de SOBEL e PREWITT

$$h1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ C & 0 & -C \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad h2 = \begin{bmatrix} 1 & C & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -C & -1 \end{bmatrix}$$

Para valores de:

$C = 1$  - operador de PREWITT

$C = 2$  - operador de SOBEL

### 3.2.3.1.4.b Operador de ROBERTS

$$h1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \quad h2 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

linhas horizontais

linhas verticais

$$h1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad h2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

ênfatiza linhas diagonais

### 3.2.4 Transformações multiespectrais nos dados de imagens

As transformações nos dados digitais de imagens foram agrupadas em três classes de procedimentos, tais como: transformação por componentes principais, análise discriminante múltipla e operações aritméticas pontuais, envolvendo adição, subtração, produto e razão de imagens.

A rotação de imagens foi implementada no sistema utilizando-se de transformações lineares e não lineares com o objetivo de melhorar a qualidade visual das imagens digitais e, permitir que o volume de dados tratados seja reduzido na sua dimensionalidade.

O procedimento de rotação de imagens consistiu na implementação de transformações no espaço de atributos apresentada por MASCARENHAS E VELASCO (1984). Segundo os autores, dentre as transformações ortonormais, aquela que maximiza a entropia do vetor  $y$ , é dada pela Transformação de Karhunen-Loève ou transformação de componentes principais.

#### **3.2.4.1 Transformação por componentes principais**

A técnica de componentes principais foi implementada no sistema, visando otimizar a redução da dimensionalidade dos dados sob o critério de erro médio quadrático.

A entropia de uma distribuição é expressa por:

$$H(X) = - E[\log f_X(x)]$$

onde:  $f_X(x)$  - função densidade de probabilidade dos tons de cinza originais;

$x$  - é o escalar que representa o brilho da imagem.

Se  $X$ , apresentar uma distribuição gaussiana com matriz de covariância  $C$  ( $N \times N$ ), é possível demonstrar que:

$$H(X) = 1/2 \log | C | + N/2 \cdot \log 2 \pi e \quad [1]$$

onde:  $C$  - é o determinante da matriz covariância;

A função que maximiza a entropia de "Y" é dada por:

$$H(Y) = 1/2 \sum_{i=1}^P \log \lambda_i + P/2 \log 2 \pi e \quad [2]$$

onde:  $P$  - é a dimensionalidade do vetor  $Y$ ;  
 $\lambda_i$  - são os autovalores da matriz de transformação.

KENDALL (1980) afirma que no estudo de dados multivariados, as análises executadas podem ter diferentes enfoques, tanto pelas distintas formas de se obter os dados, bem como, pelo objetivo específico da análise.

PLA (1986) descreve sobre os objetivos mais importantes da análise de componentes principais, entre esses, cita: simplificação da estrutura dos dados, a classificação, a análise da interdependência, a análise da dependência, a formulação e teste de hipóteses. Cita também, que nos casos de estatística univariada, os parâmetros média e variância, quase sempre permitem caracterizar a distribuição de probabilidades de populações.

#### **3.2.4.1.1 Interpretação dos componentes principais**

A interpretação dos componentes principais considera os itens: simplificação da estrutura dos dados; classificação;

análise de interdependência; análise de dependência; formulação e teste de hipóteses e dimensões em análise multivariada.

#### ***a) Simplificação da estrutura dos dados***

O objetivo é encontrar uma estrutura mais simples para representar o universo estudado. Isso, pode ser conseguido, utilizando-se de transformações lineares ou não, de um conjunto de variáveis interdependentes em outro conjunto independente ou então reduzir a dimensão dos dados.

#### ***b) Classificação***

Essa análise permite observar o agrupamento ou a dispersão aleatória dos indivíduos ou variáveis no espaço multivariado.

#### ***c) Análise de interdependência***

O objetivo é verificar a interdependência entre as variáveis desde a independência total ou então a colinearidade de algumas variáveis com outras. Isso é, a não dependência entre variáveis ou ainda a combinação linear de algumas das outras variáveis.



#### ***d) Análise de dependência***

Para proceder essa análise, seleciona-se o conjunto de determinadas variáveis, e estuda-se a dependência com as restantes. Normalmente são utilizadas as técnicas de regressão múltipla e análise de correlação canônica.

#### ***e) Formulação e teste de hipóteses***

Considerando-se um grupo de dados, é possível definir modelos que permitam a formulação de hipóteses em função de parâmetros estimáveis. O teste desse modelo requer uma comprovação com os dados reais, para garantir a necessária independência e validade das conclusões.

#### ***f) Dimensões em análise multivariada***

O emprego da análise multivariada para uma população de  $p$ -dimensões, significa considerar-se um conjunto de indivíduos onde observou-se  $p$  características ou propriedades. Nesse caso ter-se-á  $p$  médias,  $p$  variâncias e  $[1/2.p.(p-1)]$  covariâncias que devem ser determinadas e interpretadas.

Ao aplicar-se uma transformação que defina novas variáveis, não correlacionadas, se elimina  $[1/2.p.(p-1)]$  parâmetros, reduz-se a dimensão de  $p$  para  $(p-1)$ , reduz-se  $[1/2.p.(p+3)]$  parâmetros populacionais para  $[1/2.p.(p+3) - 1/2.(p-1).(p+2)] = (p+1)$  parâmetros à serem estimados e

interpretados. A Tabela 1 apresenta o número de parâmetros estimáveis em função do número de variáveis à considerar.

Ao efetuar-se uma transformação linear de dados, há um decréscimo significativo no número de parâmetros à estimar e interpretar. Dessa forma, é possível que o ser humano consiga interpretar os resultados obtidos em análise multivariada, utilizando uma representação num espaço multivariado geralmente não superior a três dimensões. A representação, bem como a análise no espaço multivariado, superior a essas dimensões, torna -se difícil.

TABELA 1- Número de parâmetros estimados em função do número de variáveis à considerar

N° de variáveis p	N° de parâmetros estimáveis		
	sem transformação	não correlacionadas	reduzindo a dimensão
1	2	-	-
2	5	4	2
4	14	8	5
6	27	12	7
8	44	16	9
10	65	20	11
20	230	40	21
30	495	60	31

Fonte: PLA, L.E. (1986)

A base da estatística multivariada é a álgebra de matrizes. Sendo assim, é possível que o usuário familiarizado com os princípios matemáticos, consiga compreender os objetivos e as necessidades de determinadas transformações efetuadas nos dados.

Segundo PLA (1986), os processos estatísticos multivariados, podem ser classificados em dois (2) conjuntos: 1º) os que permitem extrair a informação sobre a interdependência entre as variáveis que caracterizam cada um dos indivíduos; 2º) os que permitem extrair a informação de dependência entre uma ou várias variáveis com outra ou outras variáveis.

Nos procedimentos que possibilitam estabelecer as relações de interdependência entre variáveis e também entre indivíduos, se inclui a análise de fatores, a análise de agrupamento ou "*clusters*", a análise de correlação canônica, a análise por componentes principais, a análise por ordenamento multidimensional ("*scaling*") e alguns métodos não paramétricos.

Dentre os processos que objetivam verificar a informação de dependência (2º conjunto), pode citar-se a análise de regressão múltipla, a análise de contingência múltipla e ainda a análise discriminante.

Entre os processos de análise multivariada, o mais utilizado, é o método de componentes principais. Neste procedimento, não é necessário conhecer a distribuição de probabilidades de uma população.

#### **3.2.4.1.2 Análise de componentes principais**

A análise de componentes principais, não requer do usuário o conhecimento prévio de uma função de distribuição dos dados de uma população. Trata-se de uma técnica matemática, que não

necessita um modelo estatístico para explicar a estrutura probabilística de erros. (PLA, 1986).

Seu emprego permite estudar a significância estatística, o teste de hipóteses com um certo grau de confiabilidade pré-fixado ou fixado a posteriori.

Pode-se citar três objetivos principais para a aplicação desta técnica:

- A técnica de componentes principais permite gerar novas variáveis que possam expressar a informação contida no conjunto de dados originais;

- Permite também, reduzir a dimensionalidade dos dados do problema que está se trabalhando, permitindo a geração de informações para futuras análises;

- Permite ao usuário da técnica, eliminar quando possível, algumas variáveis que pouco contribuam com informações para se conhecer a estrutura dos dados originais.

A geração de novas variáveis, caracteriza o procedimento de componentes principais ou seja, às novas variáveis denominam-se de componentes principais. Dessa forma, se estivermos trabalhando com variáveis não correlacionáveis, não haverá grande vantagem em utilizar-se a técnica de principais componentes.

Os conceitos iniciais que foram considerados são os seguintes: amostra aleatória multivariada, média, variância, covariância, correlação, variação total, variância geral, vetores e valores próprios, expressão dos dados obtidos pelas componentes principais e uso da matriz correlação.

### **a) Amostra aleatória multivariada**

Um conjunto de dados é definido como uma amostra aleatória multivariada, quando cada indivíduo de uma população, foi tomado ao acaso e neste, tomou-se uma série de características. No caso de uma observação  $x_{ij}$ , significa a observação da  $j$ -ésima variável no  $i$ -ésimo indivíduo. Dessa forma ao compor essas informações na forma matricial, o vetor linha corresponderá as observações de todas as variáveis no  $i$ -ésimo indivíduo e o vetor coluna, corresponderá a todas observações da  $j$ -ésima variável.

A matriz de dados multivariados tomará a seguinte configuração:

$$X = [x_{ij}] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

No caso de dados multivariados, o parâmetro média corresponderá a um vetor, e a variância a uma matriz. A determinação desses parâmetros, segue as expressões:

### **b) Média**

$$\bar{x}_{ij} = 1/n \sum_{i=1}^n x_{ij}$$

**c) Variância**

$$s_{jj} = 1/n \sum_{i=1}^n (\bar{x}_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

**d) Covariância**

$$s_{kj} = 1/n \sum_{i=1}^n (\bar{x}_{ij} - \bar{x}_j) - (\bar{x}_{ik} - \bar{x}_k)$$

$$j, p = 1, \dots, p$$

**e) Correlação**

A partir dos elementos da matriz de variância-covariância, é possível determinar-se a correlação amostral entre as variáveis, cujos elementos são calculados utilizando-se a seguinte expressão:

$$r_{jk} = s_{jk} / (s_{jj} \cdot s_{kk})^{1/2} \quad [1]$$

$$r_{jk} = s_{jk} / s_j \cdot s_k \quad [2]$$

**f) Variação total**

A variação total de uma matriz de variância-covariância é determinada pelo Traço da matriz  $S$ . Sendo assim pode-se expressar essa variação na forma:

$$\text{tr } S = \sum_{j=1}^p s_{jj}$$

### ***g) Variância geral***

A variância geral de uma matriz  $S$ , é correspondente ao cálculo do determinante da mesma.

$$v = | S |$$

Segundo MARDIA et al. (1979), a variância geral e a variação total são maiores quanto maior for a dispersão dos dados em torno da média. Cada uma dessas medidas, segundo os autores, revelam aspectos diferenciados de variabilidade dos dados. A variância geral desempenha papel importante na geração de estimadores, enquanto a segunda (variação total), é utilizada na análise de componentes principais.

### ***h) Vetores e valores próprios***

A análise por componentes principais se baseia em uma transformação linear dos dados originais. Esta transformação é conhecida na álgebra vetorial, como geração de vetores e valores próprios, ou ainda vetores e valores característicos. Na literatura especializada padroniza-se esses termos característicos, como sendo "*eigenvectors*" e "*eigenvalues*".

Considerando-se **B** uma matriz quadrada de ordem **p x p**, é possível encontrar um escalar  $\lambda$  (lambda) e um vetor **x** de dimensão **p x 1**, não nulo tal que

$$B.X = \lambda.X \quad [1]$$

então, é possível a seguinte operação:

$$B.X - \lambda.X = 0 = (B - \lambda.I) . X = 0 \quad [2]$$

Retira-se o vetor **x**, como fator comum na direita da equação, e de forma que a operação matricial seja correspondente.

Definindo-se **B**, como uma matriz de **2 x 2**, a solução para encontrar-se os valores e vetores característicos, obedece os seguintes passos:

$$\left| \begin{bmatrix} 6 & 3 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{bmatrix} \right| \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad [3]$$

$$\begin{matrix} \begin{bmatrix} 6 - \lambda & 3 \\ 3 & 4 - \lambda \end{bmatrix} & \cdot & \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} & = & \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \\ 2 \times 2 & & 2 \times 1 & 2 \times 1 \end{matrix} \quad [4]$$

Fazendo-se o produto das matrizes, constitui-se então, o sistema de equações, que deverá ser resolvido da seguinte forma:

$$(6 - \lambda) . x_1 + 3 . x_2 = 0 \quad [5]$$



$$3 \cdot x_1 + (4 - \lambda) \cdot x_2 = 0 \quad [6]$$

Isolando  $x_1$  na segunda equação e substituindo-se na primeira, obtem-se:

$$x_1 = [ - (4 - \lambda) \cdot x_2 ] / 3 \quad [7]$$

$$- (6 - \lambda) \cdot (4 - \lambda) \cdot x_2 / 3 + 3 x_2 = 0 \quad [8]$$

Tirando-se  $x_2$ , como fator comum, a expressão acima, fica da seguinte maneira:

$$[ - (6 - \lambda) \cdot (4 - \lambda) / 3 + 3 ] \cdot x_2 = 0 \quad [9]$$

Isso implica, que se  $x_2$  é diferente de zero (0), o valor obtido da expressão no interior do colchete é necessariamente igual a zero (0).

Eliminando-se  $1/3$ , que é o fator comum, a expressão anterior, toma a forma:

$$- (6 - \lambda) \cdot (4 - \lambda) - 3 \cdot 3 = 0 \quad [10]$$

Observando-se a estrutura da equação anterior, verifica-se que esta, representa o cálculo do determinante da matriz original, menos  $\lambda \cdot I$ . Por ser uma equação de segundo grau, a mesma apresenta duas soluções. Ao ordenar o modelo acima e, efetuar-se a disposição tradicional como no cálculo numérico, obter-se-á a forma:

$$24 - 4.\lambda - 6.\lambda + \lambda^2 - 3.3 = 0 \quad [11]$$

$$\lambda^2 - 10.\lambda + 15 = 0 \quad [12]$$

Resolvendo essa equação de segundo grau, o resultado obtido para as duas raízes  $\lambda_i$  são:

$$\lambda_1 = 1,8377 \quad [13]$$

$$\lambda_2 = 8,1623 \quad [14]$$

Essas duas raízes são denominadas de valores próprios e, a sua soma algébrica é igual a soma dos valores da diagonal principal da matriz original ou seja,  $(\lambda_1 + \lambda_2 = 10)$ .

Dessa forma, ao trabalhar-se com a matriz de variância-covariância, a soma algébrica da diagonal principal, é a soma das variâncias das variáveis incluídas na análise, que por sua vez, corresponde a variação total descrita no item 3.2.4.1.8.e.

O procedimento acima, repete-se para  $x_1$ . Com isso, é possível obter-se os valores próprios e, o vetor formado pelos valores de  $x_1$  e  $x_2$  gerados para cada valor próprio denomina-se de vetor próprio.

Igualando-se as equações [5] e [6], pode se dispor de uma única equação com duas incógnitas na seguinte seqüência:

$$(6 - \lambda) \cdot x_1 + 3 \cdot x_2 = 3 \cdot x_1 + (4 - \lambda) \cdot x_2 \quad [15]$$

Reduzindo-se a equação [15], é possível representá-la na forma:

$$x_1 = a \cdot x_2 \quad [16]$$

A expressão acima, será uma função dos valores de  $\lambda$  encontrados anteriormente. Reagrupando-se as equações e simplificando-as, obter-se-á:

$$x_1 \cdot ((6 - \lambda) - 3) = x_2 \cdot ((4 - \lambda) - 3) \quad [17]$$

$$x_1 \cdot (3 - \lambda) = x_2 \cdot (1 - \lambda) \quad [18]$$

$$x_1 = (1 - \lambda) / (3 - \lambda) \cdot x_2 \quad [19]$$

Substituindo-se em [19], pelos valores de  $\lambda_1$  e  $\lambda_2$ , temos dois valores para  $x_1$  como função de  $x_2$ :

$$\text{quando } \lambda_1 = 8,1623 \rightarrow x_1 = - 7,1623 / - 5,1623 \cdot x_2 \quad [20]$$

$$x_1 = 1,3847 \cdot x_2 \quad [21]$$

$$\text{quando } \lambda_2 = 1,8377 \rightarrow x_1 = - 0,8377 / 1,1623 \cdot x_2 \quad [22]$$

$$x_1 = - 0,7207 \cdot x_2 \quad [23]$$

Para definir outra equação a qual permita completar o sistema, estabelece-se a condição de que os vetores próprios devam ser normalizados. Para isso, a soma algébrica do quadrado dos elementos do vetor próprio, deve ser igual a um (1). Dessa forma, a expressão abaixo, deve ser satisfeita:

$$x_1^2 + x_2^2 = 1 \quad [24]$$

Com isso, pode completar-se o sistema de duas equações que para  $\lambda_1$ , por exemplo fica na forma:

$$x_1 = 1,3847 \cdot x_2 \quad [25]$$

$$x_1^2 + x_2^2 = 1 \quad [26]$$

O valor de  $x_1$  pode ser obtido pelo método de substituição como segue:

$$x_1 = 1,3847 \cdot (1 - x_1^2)^{1/2} \quad [27]$$

$$x_1^2 = 1,38472 \cdot (1 - x_1^2) \quad [28]$$

$$x_1^2 = 1,38472 - 1,38472 \cdot x_1^2 \quad [29]$$

$$x_1^2 + 1,38472 \cdot x_1^2 = 1,38472 \quad [30]$$

$$x_1^2 \cdot (1 + 1,38472) = 1,38472 \quad [31]$$

$$x_1^2 = 1,3847 / (1 + 1,38472)^{1/2} \quad [32]$$

Substituindo-se  $x_1$  para encontrar  $x_2$ , obter-se-á:

$$1,3847 / (1 + 1,38472)^{1/2} = 1,3847 \cdot x_2 \quad [33]$$

$$x_2 = 1 / (1 + 1,38472)^{1/2} \quad [34]$$

Na forma matricial, a solução para o primeiro vetor próprio, considerando-se o primeiro valor próprio ( $\lambda_1$ ), pode ser organizada da seguinte maneira:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 1 / (1 + 1,38472)^{1/2} \cdot \begin{bmatrix} 1,3847 \\ 1 \end{bmatrix} \quad [35]$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,8107 \\ 0,5855 \end{bmatrix} \quad [36]$$

A soma dos quadrados do vetor próprio acima, cumpre a condição estabelecida em [24], conforme segue:

$$0,8107^2 + 0,5855^2 = 1,0000 \quad [37]$$

A solução no exemplo, para o segundo vetor próprio, a partir do segundo valor próprio ( $\lambda_2$ ), fica estabelecida na forma:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 1 / (1 + 0,72072)^{1/2} \cdot \begin{bmatrix} - 0,7207 \\ 1 \end{bmatrix} \quad [38]$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} - 0,5847 \\ 0,8113 \end{bmatrix} \quad [39]$$

O número de valores próprios, será sempre igual ao número de soluções da equação característica. Cada valor próprio irá gerar uma solução para o vetor  $\mathbf{x}$  e, por isso, existirá tantos vetores próprios, quanto forem os valores próprios. Sempre, o

vetor próprio terá a mesma dimensão da matriz original e que deverá ser correspondente.

***1) Expressão dos dados obtidos pelas principais componentes***

Uma vez definidos todos os valores próprios ou "*eigenvalues*", é possível determinar-se todas as constantes que formam a matriz de transformação. Essa matriz, formada pelos vetores próprios ou "*eigenvectors*", se multiplicada pela matriz de dados originais, gera uma nova matriz de dados.

Essa matriz de novos dados, denominada de matriz de dados transformados, apresenta as seguintes características desejáveis:

a) Para cada observação ou indivíduo, ter-se-á  $p$  valores, que correspondem as componentes principais ou novas variáveis;

b) Considerando-se que as novas variáveis não estão correlacionadas, a matriz de variância-covariância desse conjunto de dados, será uma matriz diagonal. Os valores apresentados na diagonal principal, são os "*eigenvalues*" encontrados na fase de solução do polinômio característico da matriz de variância-covariância dos dados originais.

c) A variância da primeira componente, será maior do que as demais variâncias correspondentes a cada uma das componentes

restantes, até a última componente principal, que corresponderá a menor variância de todas.

d) O vetor média da nova matriz, experimentará a mesma transformação linear.

### ***j) Uso da matriz correlação***

É possível determinar-se os "*eigenvalues*" e "*eigenvectors*" da matriz correlação. No entanto, deve-se considerar que a diagonal principal da matriz correlação, apresenta valores iguais a um (1), já que as novas variáveis padronizadas, apresentam variância unitária. Dessa forma, o conjunto de dados que geraram os componentes principais apresentam a mesma importância para todas as variáveis observadas.

O uso da matriz de correlação, nem sempre propicia resultados desejáveis, porém, o que importa destacar, é que ao se trabalhar com a matriz de correlação, estar-se-á ponderando os dados originais e, com isso, considera-se que todas as variáveis apresentam a mesma importância.

A escolha de uso da matriz de variância-covariância ou da matriz de correlação, na aplicação da técnica de componentes principais, deve-se considerar uma análise cuidadosa dos dados, suas médias, variâncias e suas covariâncias, uma vez que a aplicação dessa técnica, é sensível a troca de escala dos dados.

A opção de escolha pela matriz de correlação deverá ser realizada, para utilizar-se a técnica de componentes

principais, se a matriz **X** de dados na forma padronizada ou seja, média igual a zero (0) e variância igual a um (1).

### **3.2.4.1.3 Utilização dos componentes principais**

Na análise por componentes principais é necessário determinar e interpretar tanto os valores próprios (eigenvalues) como vetores próprios (eigenvectors). Deve-se considerar a dimensão dos valores próprios à serem interpretados e também, ser cuidadoso ao interpretar os vetores próprios, já que a técnica matemática de componentes principais, não é independente da escala de medição das variáveis originais.

#### **3.2.4.1.3.a Seleção do número de componentes principais**

Afirmou-se anteriormente, que a soma das variâncias das variáveis originais, corresponde ao traço da matriz variância-covariância e por isso, significa a soma dos valores próprio dessa matriz. Por sua vez, a variância de cada componente principal é o valor próprio ou "eigenvalue" que lhe originou.

Cada cada componente principal, explica uma proporção da variabilidade total. Dessa forma a variação explicada, pode ser expressa por:

$$\text{variação explicada} = \lambda_i / \text{tr } S \quad [1]$$



Para facilidade de análise e compreensão, ordena-se os "*eigenvalues*" na forma decrescente, de tal sorte que o primeiro componente principal, concentra a maior variação explicada. Essa afirmativa, pode ser representada da seguinte maneira:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots > \lambda_n$$

A porcentagem de variação explicada pela k-ésima componente é obtida:

$$\text{var. explicada em \%} = \lambda_k / \sum_{k=1}^p \lambda_k \cdot 100 \quad [2]$$

onde: p - ordem da matriz da variância-covariância ou correlação.

A porcentagem de variação explicada pelos m-primeiros componentes é obtida pela expressão:

$$= \sum_{k=1}^m \lambda_k / \sum_{k=1}^p \lambda_k \cdot 100 \quad [3]$$

#### **3.2.4.1.3.b Critérios utilizados para escolha dos componentes principais**

- O usuário da técnica, deve estabelecer uma porcentagem de variação que satisfaça as necessidades;
- Escolher somente os "*eigenvalues*" maiores que a média;

- Caso o usuário esteja trabalhando com a matriz de correlação, deve-se escolher somente aqueles "*eigenvalues*" maiores que um (1);

- No critério gráfico, desenha-se no eixo das abscissas a eqüidistâncias iguais, o número correspondente as componentes principais, e no eixo das ordenadas, a porcentagem da variação explicada. Faz-se a união dos pontos correspondentes as coordenadas número da componente principal, e porcentagem de variância explicada. A escolha desse critério, como forma de seleção do número de componentes, tende a incluir um número muito grande de componentes;

- No caso em que todos os componentes sintetizam proporções de variação similares, deve-se analisar cuidadosamente, a matriz de variância-covariância ou então a matriz correlação, com o objetivo de verificar possíveis relações entre as variáveis originais.

#### **3.2.4.1.3.c Aplicações da análise por componentes principais**

Considerando-se que essa técnica é pouco difundida em muitos campos do conhecimento científico, o usuário deve ser criterioso na explicação do significado dos resultados obtidos. Dessa forma, quando o usuário da técnica, encontra uma solução para o seu problema específico, significa dizer, que construiu-se um modelo artificial que deve atender os objetivos do estudo.

No caso de análise multivariada, esse modelo formulado, corresponde a uma série de combinações matemáticas artificiais tomadas a partir de variáveis aleatórias observadas.

A análise por componentes é essencialmente descritiva, e tem uma interpretação geométrica em planos de melhor ajuste e vetores de máxima concentração, em função de distâncias euclidianas.

#### **3.2.4.1.3.d Análise de componentes principais não lineares**

O objetivo principal da análise por componentes principais é determinar um sistema de coordenadas, que se ajuste melhor a configuração dos dados. Dessa forma, é possível descrever a dispersão espacial desses dados, num novo sistema com menor número de coordenadas.

Quando se trata de dados que não apresentem uma configuração linear, o objetivo da técnica, é encontrar um novo sistema de coordenadas não lineares que se ajuste melhor a distribuição dos dados no espaço multidimensional original. Nesse sentido, a técnica permite de forma similar a um sistema de coordenadas lineares, a escolha da combinação não linear, que sintetize a máxima variação dos dados e a seguir, uma outra combinação não correlacionada com a anterior, cuja a variância seja o segundo maior valor.

#### **3.2.4.1.3.e Uso de componentes principais em análise de regressão**

A utilização da técnica de principais componentes para ajustar uma equação de regressão múltipla ou multivariada, é geralmente utilizada quando as variáveis independentes apresentam colinearidade. Nesse caso as estimativas são melhores que as obtidas pelo método dos mínimos quadrados.

Incluindo-se no modelo de regressão as últimas componentes principais, gera-se maior variância dos estimadores. Em casos de multicolinearidade, é preferível utilizar-se a técnica de componentes principais, tanto para estimar-se os parâmetros, como para seleccionar variáveis.

#### **3.2.4.1.3.f Detecção de inconsistência de dados por componentes principais**

A idéia de utilização da técnica, é poder detectar quando uma observação realmente faz parte de uma população principal ou não. Essa possibilidade de detectar dados que não pertençam a população principal, torna-se mais complexa nos métodos multivariados.

Deve-se considerar que a presença de dados não desejáveis na população colocada sob análise, podem distorcer não só as medidas de posição (como por exemplo a média), de dispersão (como o desvio padrão), mas também, as correlações entre as variáveis. Os erros em uma observação, podem ser originados por existência de um grande erro em um de seus componentes (vetor

resposta), ou então serem gerados, por erros sistemáticos em todos os componentes.

O exame cuidadoso dos valores próprios facilitam a identificação desses problemas abordados. Ao examinar-se os primeiros componentes principais, pode detectar-se aquelas observações que contribuem significativamente para um aumento do grau de variância, covariância ou então a correlação. Ao observar-se os últimos componentes principais, pode-se detectar observações que agregam dimensões espúrias aos dados. Para detectar-se visualmente os dados inconsistentes, deve-se elaborar um diagrama de dispersão entre pares dos primeiros e últimos principais componentes principais.

#### **3.2.4.2 Operações aritméticas**

Os algoritmos implementados no sistema de processamento de imagens seguiram as descrições efetuadas no item 2.7.2.1. do Capítulo 2., Revisão de Literatura. Essas operações aritméticas devem ser executadas com duas ou mais imagens co-registradas e da mesma área geográfica.

##### **3.2.4.2.1 Adição, subtração e multiplicação**

A operação de adição pode ser realizada entre duas ou mais imagens, cuja imagem resultante, é igual a média da adição entre as imagens registradas. O procedimento de adição adotado foi o seguinte:

$$G_{sum} = (G1[x,y] + G2[x,y]) / 2 \quad [1]$$

onde: G1, G2 - imagens consideradas na operação;

Gsum - imagem resultante.

O algoritmo de subtração adotado para as imagens foi:

$$G_{diff} = (255 + G1[x,y] - G2[x,y]) / 2 \quad [2]$$

onde: G1, G2 - imagens consideradas na operação;

Gdiff - imagem resultante;

255 - fator de normalização.

A operação de multiplicação considerada no algoritmo deve estar associada as etapas já discriminadas no ítem 2.7.2.1.3 do capítulo 2, Revisão de Literatura.

#### **3.2.4.2.2 Razão entre canais**

A implementação dessa técnica consistirá basicamente em três algoritmos segundo GENERAL ELETRIC (1975).

Os algoritmos são os seguintes:

1º) *Razão entre canais adjacentes* - consistirá numa operação ponto a ponto da imagem através da divisão do número

digital em uma banda pelo seu correspondente em outra banda, conforme descrito no item revisão de literatura.

2°) *Diferença de canais adjacentes pela sua soma* - esse algoritmo consiste na razão entre a diferença e a soma de canais adjacentes, cujo resultado é adicionado a uma constante "k" para evitar valores negativos.

$$(R_i - R_{i+1}) / (R_i + R_{i+1}) + k \quad [1]$$

3°) *Normalização* - trata-se de um procedimento que consiste na razão de cada canal pela soma de todos os canais, multiplicados por uma constante "k".

$$(R_i / \sum_{i=0}^R R_i) \cdot k \quad [2]$$

Segundo GENERAL ELETRIC (1975), o segundo e terceiro procedimento apresentado, oferecem capacidades de redução dos efeitos aditivos da atmosfera sobre os dados.

### 3.2.5 Seleção de atributos

A escolha de **N** canais dos **M** disponíveis no sensor TM 5 do satélite LANDSAT está baseada no critério de minimização da probabilidade de erro. Segundo DUTRA & MASCARENHAS (1980), esse critério apresenta custos computacionais elevados.

O procedimento a ser implementado consiste na utilização de uma classe de funções que indicam uma "distância normalizada" entre funções densidade de probabilidade. Isso significa que quanto maior for essa distância, menor será a probabilidade de erro entre as classes.

### 3.2.5.1 Distância de Bhattacharya

Essa função, também chamada de distância-B, é expressa por:

$$B = - \ln \rho \quad [1]$$

onde:  $\rho$  - é o coeficiente de Bhattacharyya.

$$\rho = \int (P(x/w_1) \cdot P(x/w_2))^{1/2} dx \quad [2]$$

### 3.2.5.2 Distância de Jeffreys-Matusita (Distância JM)

Essa função é expressa por:

$$d_{JM}^2 = 2(1 - \rho)$$



### **3.2.6 Classificação de imagens**

A classificação de imagens é a associação de cada pixel a uma parte ou a um todo de um objeto do mundo real. Trata-se portanto de um problema de reconhecimento em que os valores numéricos presentes em uma imagem, devem estar associados a identificação de um tipo qualquer de cobertura da superfície da terra.

O usuário do sistema, deve esperar no entanto, que o processo de classificação seja automatizado e, que execute a associação dos valores numéricos com a correspondente característica de reflectância espectral de cada uma das classes existentes na superfície.

#### **3.2.6.1 Método do paralelepípedo**

Este método de classificação consiste em adquirir a assinatura espectral única, realizada através de áreas de treinamento fornecidas pelo analista.

Esse procedimento prevê a obtenção de histogramas das bandas espectrais analisadas; modificação dos limites inferiores e superiores e, ainda, determinar o valor médio, o desvio padrão e a variância dos dados que identifiquem uma classe. A média é associada ao valor de brilho e a variância ao contraste da imagem.

O algoritmo adotado foi o seguinte:

1. Definir o número de classes de uso à classificar;

2. Para cada classe especificada, determinar os valores mínimos e máximos dos pixels em cada uma das bandas espectrais consideradas;

3. Esses valores extremos, constituem a posição dos limites do paralelepípedo definindo regiões de dispersão dos dados no espaço  $p$ -dimensional;

4. A regra de classificação consiste em verificar a posição do pixel (valor) entre os limites considerados e, associá-los ao paralelepípedo correspondente.

5. Dois casos podem ocorrer:

a) no primeiro caso, um pixel qualquer pode não estar associado a uma das classes pré-definidas, e então, nesse caso, o pixel não é classificado;

b) no segundo caso, o pixel pode estar associado a mais de uma classe. Dessa forma, a regra de decisão quanto a classificação do pixel sob essa condição, segue uma aleatoriedade de associação.

A representação gráfica desse método de classificação está apresentada na Figura 12. Considere-se duas dimensões (bandas espectrais) pixels **a,b,c** e **d** associados a classe 1 definida pelos limites do paralelepípedo nº 1 (P1) e os pixels **e,f,g** e **h** associados à classe 2, paralelepípedo nº 2 (P2). Nessa mesma Figura, o pixel **i** não foi classificado.

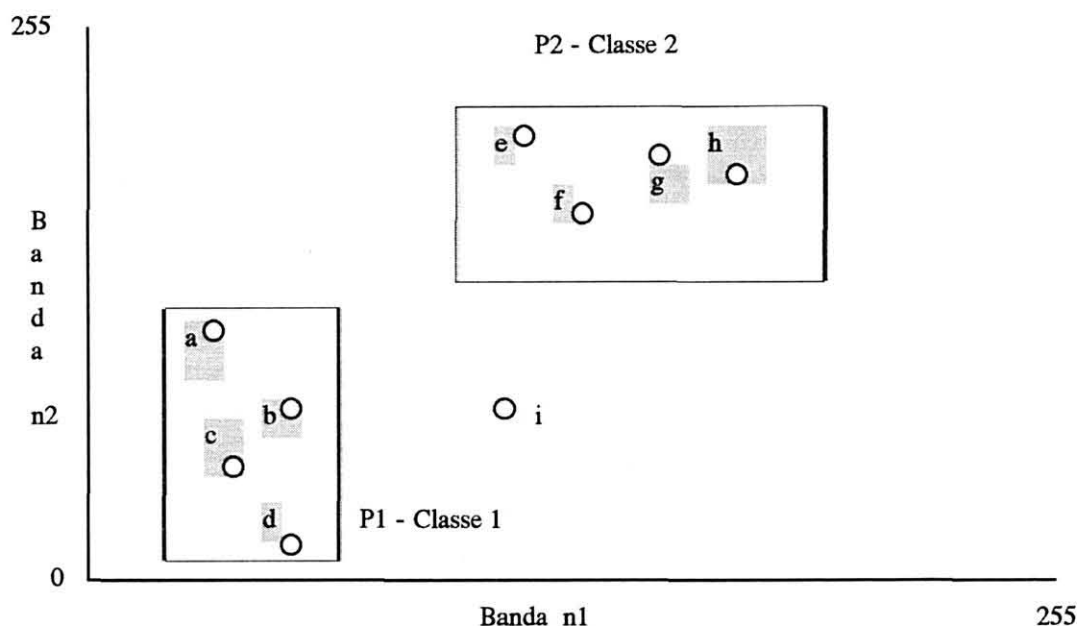


Figura 12 - Classificação por paralelepípedo em 2 dimensões

### 3.2.6.2 Método da distância Euclidiana mínima

O método de classificação utilizando a distância Euclidiana considera que os pixels concentram-se em aglomerados e, referenciados em um sistema de eixos ortogonais multidimensional.

O algoritmo restringe-se a aplicação do teorema de Pitágoras considerando a dimensão do espaço característico considerado. No caso de duas dimensões a expressão é definida por:

$$d_{12} = ((x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2)^{1/2} \quad (\text{duas dimensões})$$

[1]

$$d_{12} = ((x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2)^{1/2} \quad (\text{três dimensões})$$

[2]

Generalizando, a expressão desse algoritmo é:

$$d_{ab} = \sqrt{\sum_{i=1}^p (x_{ia} - x_{ib})^2}^{1/2} \quad [3]$$

Na expressão acima,  $d_{ab}$  denota a distância entre os pontos  $a$  e  $b$  medida nos  $p$  eixos de características.

### 3.2.6.3 Método de máxima verossimilhança

#### 3.2.6.3.1 Inicialização e treinamento

O método, por tratar-se de classificação supervisionada, requer o conhecimento de certos aspectos de natureza estatística para melhor definir uma classe espectral cujos pixels não são identificados.

Esse algoritmo de classificação exige a determinação do vetor médias e matriz variância, covariância de cada classe, o que é obtida pelo procedimento de treinamento.

#### 3.2.6.3.2 Classificação estatística

A classificação por máxima verossimilhança é apresentada detalhadamente em DUDA & HART (1973), TOU & GONZALEZ (1974), MASCARENHAS & VELASCO (1984), RICHARDS (1986) entre outros.

Basicamente o algoritmo de classificação por máxima verossimilhança consiste num princípio estatístico paramétrico.

Considera-se que as classes envolvidas apresentam uma função densidade de probabilidade gaussiana.

A classificação é realizada "pixel" a "pixel" de forma que o processo de classificação não considera correlacionados "pixels" vizinhos.

A função discriminante, para o caso do comportamento gaussiano é expressa por:

$$g_i(x) = \ln P(w_i) - 1/2 \ln |\Sigma_i| - 1/2 (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \quad [1]$$

onde:  $\mu_i$  - é o vetor média para a classe "i";

$\Sigma_i$  - matriz de covariância para a classe "i";

$x$  - padrão que caracteriza uma classe "i".

O trabalho de um classificador é projetar agrupamentos especificados através de funções discriminantes que dividem o espaço em regiões apropriadas ou de decisão.

A regra de decisão por máxima verossimilhança decide que um determinado padrão  $x$  pertence a uma classe  $w_i$  se e somente se:

$$p(x|w_i) \cdot p(w_i) \geq p(x|w_j) \cdot p(w_j) \quad [2]$$

para todo  $j = 1, 2, \dots, m$ . Isto é, para classificar um padrão  $x$  utilizando uma função de máxima verossimilhança, determina-se o produto  $p(x|w_i) \cdot p(w_i)$  para cada classe e, associa-se o padrão para a classe que apresentar o maior valor desse produto.

Deve-se considerar que este conjunto de produtos  $p(x|w_i) \cdot p(w_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$  utilizados nessa regra constitui um conjunto de funções discriminantes.

Considerando-se um exemplo em sensoriamento remoto, cujo o problema é obter uma classificação ponto-a-ponto na imagem em que uma área pode estar constituída de vegetação, solo e água, cujas proporções de cobertura são respectivamente 60%, 20% e 20%, isto é:

$$p(w_1) = p(\text{vegetação}) = 60 \%$$

$$p(w_2) = p(\text{solo}) = 20 \%$$

$$p(w_3) = p(\text{água}) = 20 \%$$

As funções probabilidades  $p(\text{vegetação})$ ,  $p(\text{solo})$  e  $p(\text{água})$  podem ser estimadas assumindo-se que cada classe apresenta uma função densidade de probabilidade normal multivariada, determinando-se o vetor média e a matriz covariância a partir de dados de treinamento.

Para o caso multidimensional comum nos dados de sensoriamento remoto, a função discriminante adotada pode ser expressa na forma:

$$g_i(x) = p(w_i) / [(2 \pi)^{n/2} \cdot |\Sigma_i|^{1/2}] \cdot \exp[-1/2 \cdot (x - m_i)' \cdot \Sigma_i^{-1} \cdot (x - m_i)]$$

onde:  $|\Sigma|$  = determinante da matriz variância-covariância;

$(x - m_i)'$  = vetor transposto;

$\Sigma_i^{-1}$  = inversa da matriz variância-covariância;

$n$  = número de dimensões ou bandas espectrais;

$m_i$  = é o vetor médio.

#### 3.2.6.4 Método K-Médias

O procedimento implementado não permite a interferência do usuário na divisão dos dados em classes. Trata-se de um processo de classificação não supervisionada. O algoritmo agrupa os dados em  $N$  classes distintas.

O método consiste inicialmente em ordenar de forma decrescente e contar as celas existentes no conjunto de dados. A escolha entre bandas espectrais, separando-se classes, é efetuada utilizando-se a função de distância JM. As classes são definidas no melhor conjunto de bandas espectrais determinando-se a distância euclidiana entre celas.

Esse algoritmo é detalhadamente exposto em TOU & GONZALEZ (1974), onde os autores estabelecem quatro etapas de operacionalização do classificador.

Esse algoritmo é uma derivação do algoritmo de máxima distância e, consiste na minimização do índice-performance que é definido pela soma das distâncias quadráticas de todos os pontos de um agrupamento ou domínio espacial ao centro de cluster. São definidos os seguintes passos:

Passo 1 - Escolher um centro de cluster  $K$  inicial  $z_1(1)$ ,  $z_2(1)$ , ...,  $z_K(1)$ . Essa escolha usualmente é arbitrária e selecionada como  $K$  amostras de um conjunto.

Passo 2 - De  $K$ -ésimos iterativos passos distribuir as amostras  $x$  em  $K$  clusters (agrupamentos), utilizando a relação:

$$x \in S_j(k) \text{ se } ||x - z_j(k)|| < ||x - z_i(k)|| \quad [1]$$

para todo  $i = 1, 2, \dots, K$ ,  $i$  diferente de  $j$ , onde  $S_j(k)$  significa o conjunto de amostras cujo o centro de cluster é  $z_j(k)$ . As limitações da expressão [1] são resolvidas arbitrariamente.

Passo 3 - Dos resultados obtidos no Passo 2, determina-se novos centros de clusters  $z_j(k+1)$ ,  $j = 1, 2, \dots, K$ , desde que a soma das distâncias quadráticas de todos os pontos em  $S_j(k)$  para um novo centro de cluster seja minimizada. Isto significa que os novos centros de clusters  $z_j(k+1)$  são determinados com a expressão:

$$J_j = \sum_{x \in S_j(k)} \|x - z_j(k+1)\|^2, \quad j = 1, 2, \dots, K \quad [2]$$

O  $z_j(k+1)$  que minimiza o índice é simplesmente a média da amostra  $S_j(k)$ . Por essa razão o novo centro de cluster é determinado por:

$$z_j(k+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in S_j(k)} x \quad [3]$$

onde  $N_j$  é o número de amostras em  $S_j(k)$ . O nome **K-Médias** é derivado da maneira com que é obtido sequencialmente o centro de cluster.

Passo 4 - Se  $z_j(k+1) = z_j(k)$  para  $j = 1, 2, \dots, K$ , o processamento do algoritmo é interrompido. Em outros casos retorna ao Passo 2.



EXEMPLO NUMÉRICO: Considere a Figura 13 para a ilustração do algoritmo  $K$ -Médias.

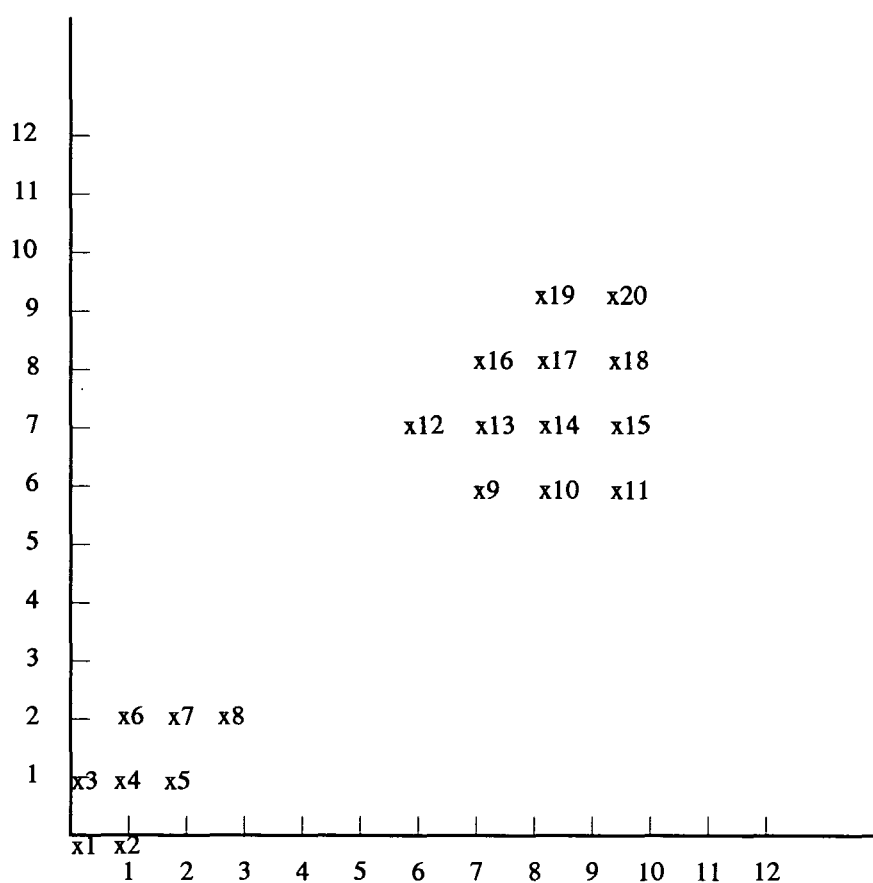


Figura 13- Ilustração dos padrões para o algoritmo  $K$ -médias.  
Fonte: TOU & GONZALEZ (1974)

Passo 1 - Faz-se  $K = 2$  e escolhe-se  $z_1(1) = (0,0)'$ ,  
 $z_2(1) = (1,0)$ .

Passo 2 - Como  $||x_1 - z_1(1)|| < ||x_1 - z_i(1)||$  e

$$||z_3 - z_1(1)|| < ||z_3 - z_i(1)||, i = 2,$$

$$\text{tem-se } S_1(1) = \{x_1, x_3\}.$$

Similarmente, os demais padrões são fechados para  $z_2(1)$ , e também  $S_2(1) = \{x_2, x_4, x_5, \dots, x_{20}\}$ .

Passo 3 - Atualizar os centros de cluster:

$$z_1(2) = 1 / N_1 \sum_{x \in S_1(1)} x$$

$$= 1/2 * (x_1 + x_2)$$

$$= [0,0 \quad 0,5]'$$

$$z_2(2) = 1 / N_2 \sum_{x \in S_2(1)} x$$

$$= 1/18 * (x_2 + x_4 + \dots + x_{20})$$

$$= [5,67 \quad 5,33]'$$

Passo 4 - Visto que  $z_j(2)$  é diferente de  $z_j(1)$ ,  $j = 1, 2$  retorna-se ao Passo 2.

Passo 2 - Com o novo centro de cluster se obtém:

$||x_1 - z_1(2)|| < ||x_1 - z_2(2)||$ , para  $l = 1, 2, \dots, 8$ ,  
e  $||x_1 - z_2(2)|| < ||x_1 - z_1(2)||$  para todo  $l = 9, 10, \dots, 20$ .  
Portanto,  $S_1(2) = \{x_1, x_2, \dots, x_8\}$  e  $S_2(2) = \{x_9, x_{10}, \dots, x_{20}\}$ .

Passo 3 - Atualizar os centros de clusters:

$$z_1(2) = 1 / N_1 \sum_{x \in S_1(2)} x$$

$$= 1/8 * (x_1 + x_2 + \dots + x_8)$$

$$= [1,25 \quad 1,13]'$$

$$z_2(3) = 1 / N_2 \quad > \quad x \\ x \in S_2(2)$$

$$= 1/12 * (x_9 + x_{10} + \dots + x_{20})$$

$$= [7,67 \quad 7,33]'$$

Passo 4 - Como  $z_j(3)$  é diferente de  $z_j(2)$  para  $j = 1, 2$ , retorna-se ao Passo 2.

Passo 2 - Submeter aos mesmos resultados anteriormente previstos:  $s_1(4) = S_1(3)$  e  $S_2(4) = S_2(3)$ .

Passo 3 - Também produzir os mesmos resultados.

Passo 4 - Visto que  $z_j(4) = z_j(3)$  para  $j = 1, 2$ , o algoritmo convergiu para o mesmo ponto produzindo esses centros de cluster:

$$z_1 = [1,25 \quad 1,13]' \quad e \quad z_2 = [7,67 \quad 7,33]'$$

### 3.2.6.5 Fatiamento (Density Slicing)

Uma das técnicas mais aplicadas é o algoritmo de fatiamento (*slicer*), o qual consiste na divisão do intervalo total de níveis de cinza de uma faixa espectral, em um determinado número de classes. O algoritmo *slicer* segue as seguintes etapas:

1ª] Após a aquisição de um histograma do canal a ser classificado, são criados intervalos de níveis de cinza, levando-se em consideração determinados critérios.

2ª] Em um determinado intervalo de nível de cinza, atribui-se aos pixels uma legenda correspondente a uma classe temática ( por exemplo uma cor quando o fatiamento é colorido ou em pseudo-cor) ou tons de cinza quando o fatiamento é preto-branco).

3ª] Os critérios de determinação dos intervalos de níveis de cinza podem ser: constante, critério da equidistribuição, e também, ser realizado a partir da análise do histograma e de sua forma.

No caso da determinação dos intervalos de níveis de cinza serem constantes, o software identifica o menor e o maior nível de cinza da cena e divide o intervalo (amplitude) em partes iguais ou número de classes de uso da terra.

Quando for efetuado o critério da equidistribuição, as classes serão definidas de modo que o número de pontos de cada classe seja constante.

Já no fatiamento realizado a partir da análise do histograma e de sua forma, a análise deverá estar fundamentada em conhecimentos sobre a resposta espectral de alvos naturais.

#### **3.2.6.5.1 Fatiamento colorido e pseudocor**

Os pixels da imagem incluídos em um determinado intervalo de variação de valores digitais, são associados a uma cor, observados as etapas e critérios estabelecidos no algoritmo descrito.

#### **3.2.6.5.2 Fatiamento preto-branco**

O fatiamento preto-branco é obtido seguindo-se os mesmos critérios estabelecidos no fatiamento colorido e pseudo-cor, apenas, com a substituição das cores por tons de cinza, associados aos intervalos.

#### **3.2.7 Sistema de processamento de imagens**

O sistema de processamento de imagens está configurado basicamente de *HARDWARE*, equipamento IBM PC compatível XT/AT, ou PC 486, periféricos e um *SOFTWARE* desenvolvido em linguagem estruturada Turbo Pascal versão 6.0 da BORLAND INTERNATIONAL, INC..

### 3.2.7.1 Arquitetura de *hardware*

O sistema de tratamento de imagens, atualmente, está constituído por um microcomputador IBM PC 486 SX 33 MHz com 4 MBytes de RAM; uma unidade de disco rígido de 340 MBytes; uma unidade de disco flexível 5 1/4"; uma unidade de disco flexível 3 1/2" 1,44 MBytes; uma unidade visualizadora SVGA 1.024 x 768 pontos e 256 cores simultâneas; uma impressora de jato de tinta colorida modelo HP 550C.

### 3.2.7.2 Arquitetura de *software*

A arquitetura de desenvolvimento do *software*, foi implementada considerando-se a proposição de SWAIN & DAVIS (1978). A composição básica consistiu de quatro subsistemas:

- 1º] subsistema de entrada;
- 2º] subsistema de análise;
- 3º] subsistema interativo;
- 4º] subsistema de saída.

Esses quatro subsistemas estão integrados entre si, e permitem o acionamento de rotinas de tratamento de dados e sua operação, facilitada pelo módulo interativo, através de diálogos padronizados com o usuário. Dessa forma, a interação e o acesso entre os subsistemas é realizado por esse módulo.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 Arquitetura do *hardware*

O sistema está configurado atualmente por um microcomputador IBM PC 486 DX 33 MHz com 4 Mbytes de memória RAM; uma unidade de disco rígido de 340 Mbytes; uma unidade de disco flexível 5 1/4" de 1,2 Mbytes; uma unidade de disco de 3 1/2 de 1,44 Mbytes; unidade visualizadora SVGA com resolução gráfica de 1.024 X 768 pontos e 256 cores; uma impressora de jato de tinta colorida com resolução gráfica de 300 X 300 dpi dispostos esquematicamente conforme Figura 14.

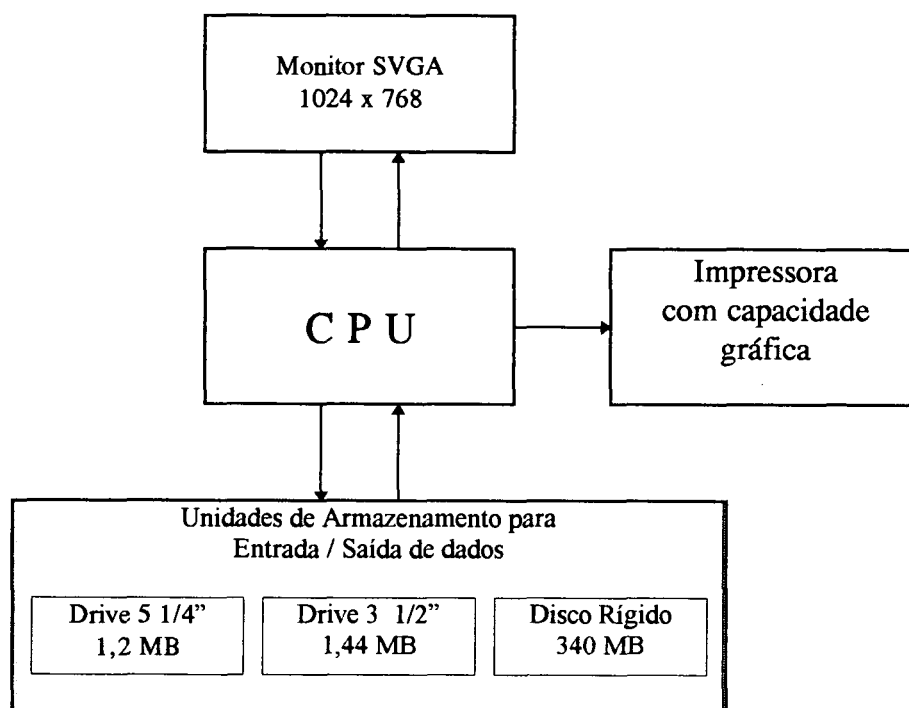


Figura 14 - Configuração do *hardware* do sistema

## 4.2 - Arquitetura do "software"

O sistema de tratamento de imagens digitais (software), seguiu a proposição de SWAIN & DAVIS (1978). A composição básica consiste em quatro subsistemas interligados quais sejam: subsistema de entrada; subsistema de análise; subsistema interativo e subsistema de saída. O Anexo 1, página 174, apresenta a síntese da estrutura e operação do *Sistema*.

### 4.2.1 - Descrição dos subsistemas

A Figura 15 apresenta esquematicamente a interação existente nos quatro subsistemas implementados. O subsistema interativo integra-se aos demais subsistemas através de diálogos padronizados com o usuário. Dessa forma, o acesso entre os subsistemas é realizado por esse módulo.

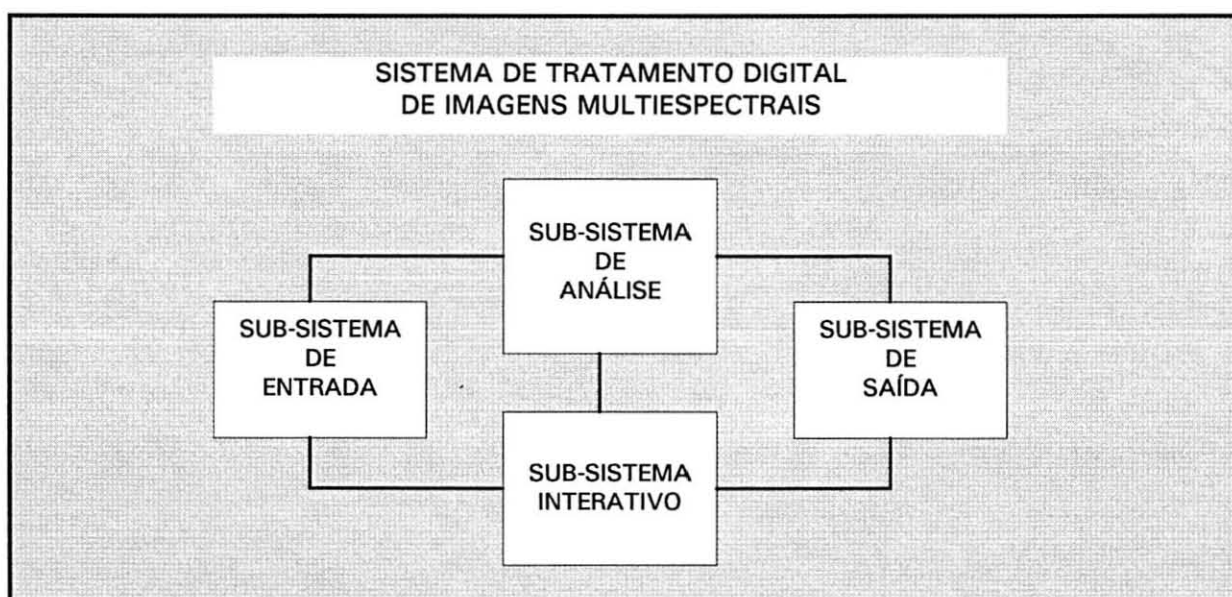


Figura 15 - Composição modular do sistema de tratamento digital de imagens multiespectrais.



#### 4.2.1.1 - Subsistema de entrada

Na Figura 16 encontra-se representado o fluxograma de tratamento dos dados obtidos pela utilização do subsistema de entrada de dados digitais. Nesse subsistema pode-se optar pela geração de dados corrigidos geometricamente em arquivos.

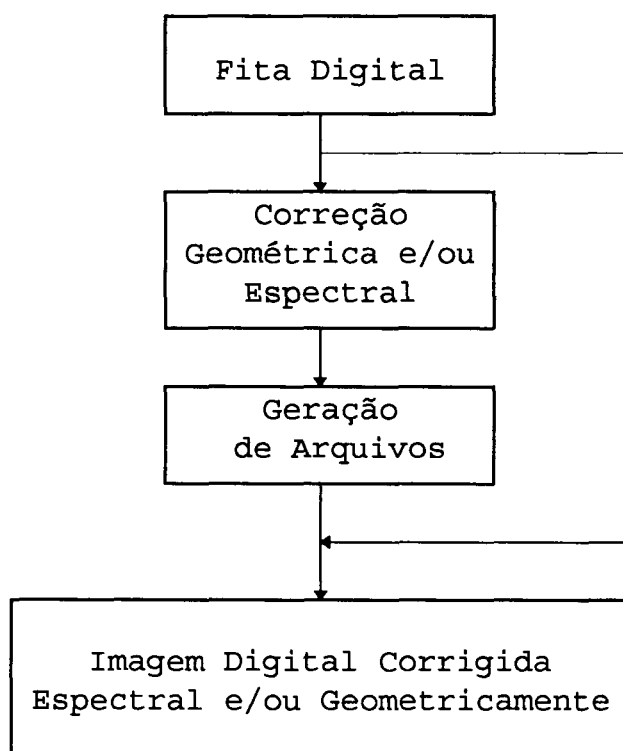


Figura 16 - Fluxograma de tratamento dos dados no subsistema de entrada.

O subsistema de entrada também possui sub-rotinas que permitem carregar, armazenar e efetuar a manutenção de arquivos digitais sejam eles imagens ou não. A Figura 17 apresenta o fluxograma das operações possíveis com arquivos.

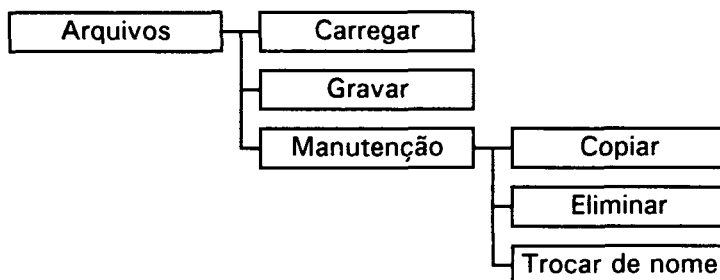


Figura 17 - Operações com arquivos digitais no subsistema de entrada.

A carga de arquivos imagens não depende necessariamente da existência de arquivos descritores. Basta somente, que o usuário conheça a estrutura física dos arquivos, informando apenas, o tamanho de registro e o número de registros que compõe a imagem trabalhada ou ainda, as coordenadas dos cantos superior esquerdo (pixel e registro inicial) e inferior direito, (pixel e registro final).

Os arquivos imagens quando carregados, ocupam espaço em memória RAM, permitindo assim, apontando-se como a principal vantagem, as manipulações mais rápidas, originadas pela aplicação de técnicas matemáticas de transformação dos dados, quando comparadas com as efetuadas em disco rígido. Com esse procedimento, as imagens transformadas somente são armazenadas após a transformação de todos os dados.

Algumas das desvantagens da escolha de carregamento de imagens em memória RAM, é que o número de imagens bem como o seu tamanho, sofre limitações físicas em função da disponibilidade de memória. Ressalta-se no entanto, que os sistemas de processamento de imagens de pequeno porte,

trabalham geralmente com arquivos físicos que não ultrapassam a 2 Mbytes em disco por banda espectral, quando se processa simultaneamente mais de uma imagem.

#### **4.2.1.2 Subsistema de análise**

O subsistema de análise de dados está composto pelos seguintes módulos com seus procedimentos:

- 1°] transformações radiométricas;
- 2°] transformações geométricas;
- 3°] apresentação de dados;
- 4°] realce de imagens;
- 5°] análise estatística;
- 6°] extração de características (ou atributos);
- 7°] classificação não-supervisionada;
- 8°] classificação supervisionada;
- 9°] apresentação de resultados.
- 10°] compressão de dados;

A Figura 18 apresenta os 10 módulos que constituem os procedimentos no subsistema de análise. Esses procedimentos apresentam uma interface que serve de comunicação com os demais subsistemas.

Na Figura 19, mostra-se a configuração modular dos algoritmos implementados no subsistema de análise, módulo correção geométrica. Nessa figura, foram implementados

algoritmos de trabalho com registros, escala, conversão de projeção e correções de distorções sistemáticas.

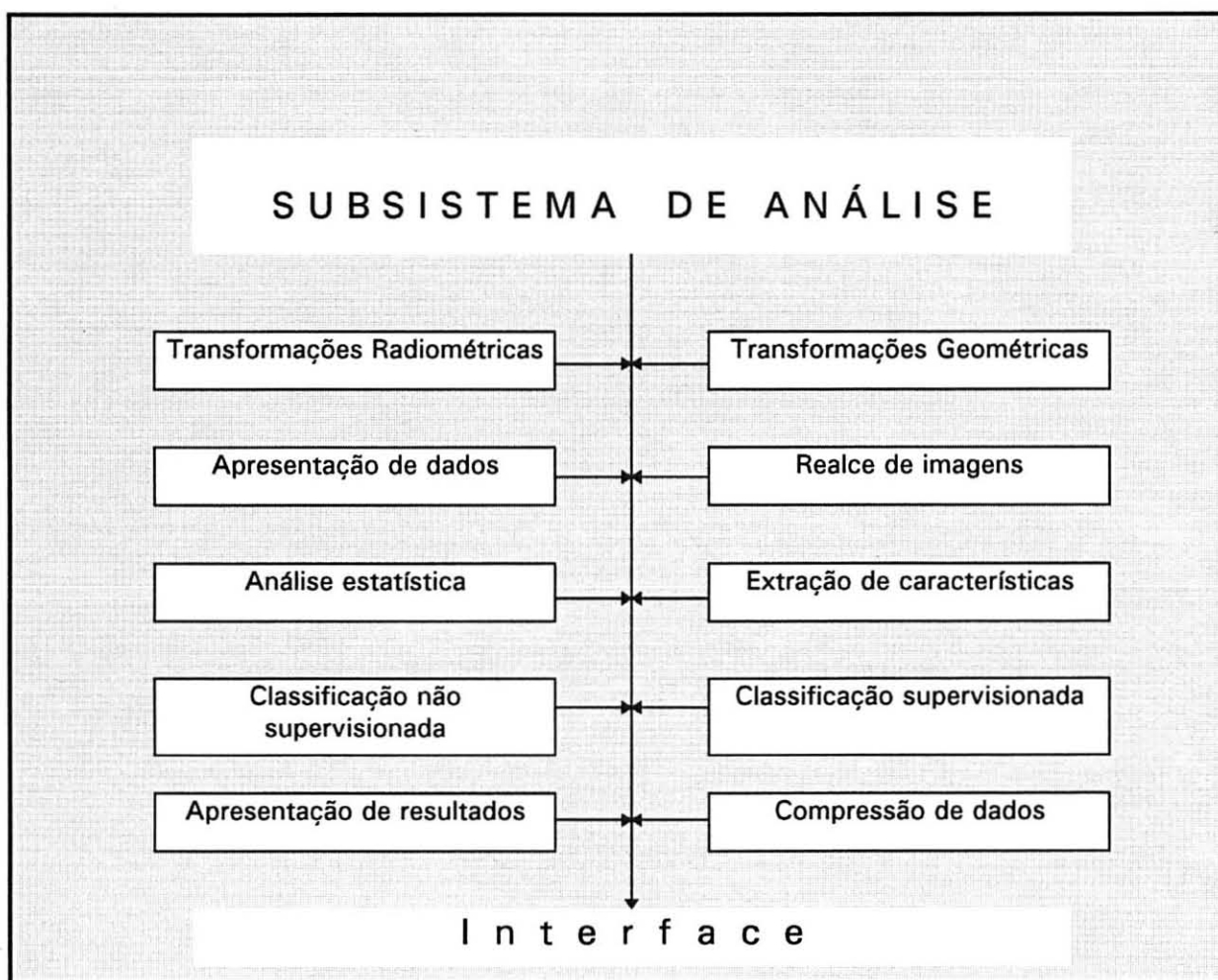


Figura 18 - Configuração modular básica do subsistema de análise.

**1º] Transformações radiométricas** - a correção de distorções radiométricas está baseada em três procedimentos implementados, quais sejam:

- a) extração de ruídos em pixels individuais;
- b) extração de ruídos em linhas de imagens (registros);
- c) extração de ruídos em colunas de imagens (pixels).

Esses procedimentos foram implementados seguindo-se a teoria descrita no item 3.2.1.1 página 54, Capítulo 3 Material e Métodos.

Essas transformações radiométricas, tem por objetivo corrigir a resposta espectral registrada inadequadamente pelo instrumento sensor, gerando em alguns casos, imagens com linhas de varreduras com sinal abaixo do normal o que denominamos tecnicamente de imagens com bandejamento. Nesses casos, qualquer operação desenvolvida com imagens necessita antes, de uma correção dos valores digitais registrados de forma deficiente.

Esse tipo de erro de registro de dados, eram, geralmente, comuns em imagens provenientes dos instrumentos sensores MSS (Multispectral Scanner System) dos satélites LANDSAT 1, 2 e 3.

**2º] Transformações geométricas** - as rotinas computacionais implementadas com o objetivo de realizar transformações geométricas sobre os dados digitais de imagem são:

- a) registro imagem/imagem ou imagem/carta;
- b) conversão de projeção cartográfica plana/sistema UTM;
- c) alteração de escala de imagem;
- d) correção de distorções sistemáticas.

A Figura 19 apresenta a disposição modular dessas quatro operações possíveis de serem realizadas com as imagens. Essas operações não denotam a ordem de aplicação sobre os dados imagens.

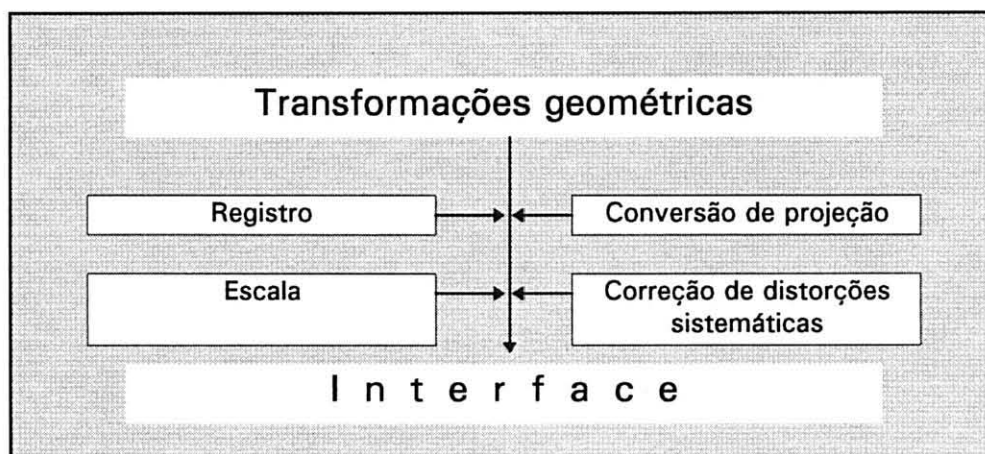


Figura 19- Configuração modular básica para transformações geométricas

**3º] Apresentação de dados** - a apresentação de dados diz respeito a todas informações que o *software* no decorrer de alguns procedimentos, apresenta, utilizando-se de um ou mais periféricos. Entre os principais procedimentos que utilizam dados adicionais para a continuidade dos processos, estão as rotinas que envolvem realce de imagens, análise estatística, extração de características, classificação de imagens e apresentação de imagens ou resultados intermediários (dados).

Para a apresentação dos dados são utilizados por opção do usuário do sistema de processamento de imagens, principalmente, os periféricos impressora e monitor de vídeo (*display*). Os

dados, ainda podem ser expressos na forma de tabelas, dados numéricos isolados e também, na forma de imagens gráficas.

**4º] Realce de imagens** - as sub-rotinas que compõe o realce de imagens foram agrupadas em dois domínios, a saber:

- a) domínio espacial;
- b) domínio espectral.

No primeiro, domínio espacial, foram implementados as operações de filtragem espacial, detecção de bordas, extração de características lineares, não lineares e razão de bandas espectrais.

No segundo, domínio espectral, é possível o trabalho de operações pontuais, análise de histograma, manipulação de contraste, comparação de imagens e ainda, procedimentos de fatiamento.

A Figura 20 apresenta de forma simplificada os dois domínios agrupados em quatro módulos que compõem o realce de imagens. Esses quatro módulos são: operações de manipulação de contraste; filtragem espacial; detecção de bordas; e razão entre bandas.

Na Figura 21 os domínios espacial e espectral, estão melhor caracterizados, apresentando todas as sub-rotinas implementadas em cada um desses domínios. A forma de apresentação gráfica dessa figura, não define a ordem de aplicação das operações sobre os dados imagens. Isso, determina a independência dos algoritmos, portanto, a ordem dos processos

a serem executados sobre imagens é determinada pelo usuário do sistema de processamento de imagens.

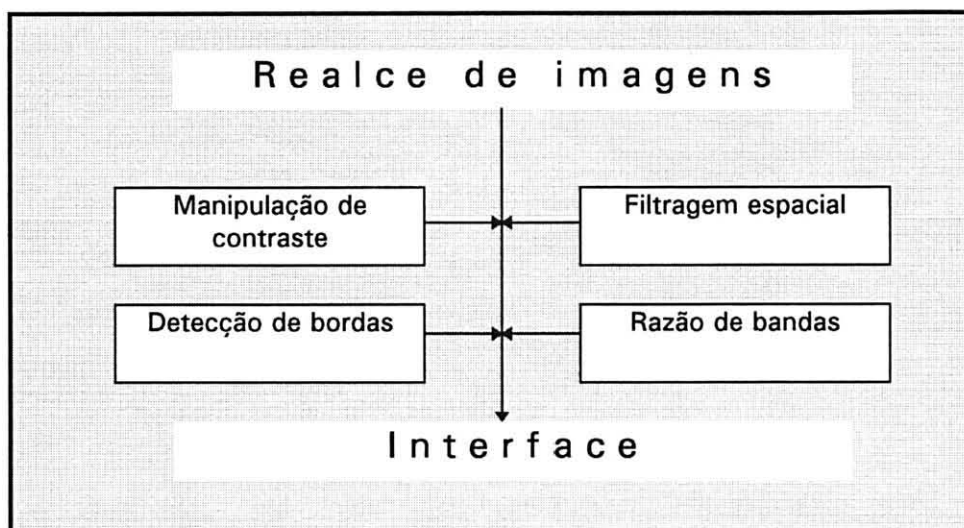


Figura 20- Simplificação dos módulos de realce nos domínios espectral e espacial.

As rotinas que tratam os dados imagens considerando o domínio espacial, foram agrupados em: filtragem, detecção de bordas, característica linear, características não lineares e razão de bandas. O grupo filtragem incluiu os procedimentos de filtragem espacial pelo valor médio da máscara (janela de dimensão  $N \times N$ ) e, também, o valor da mediana. Já, o grupo detecção de bordas inclui sete (7) procedimentos distintos a saber: detecção linear, diagonal, horizontal, vertical, procedimento de Roberts, de Sobel e de Prewitt.

A extração de características lineares foram subdivididas em três (3) rotinas diferentes de processamento que são: ênfase diagonal, horizontal e vertical. O Anexo N° 2 (pág. 185), mostra algumas imagens geradas segundo os tipos de filtros apresentados no item 3.2.3.1 pág. 79, do Capítulo Métodos.



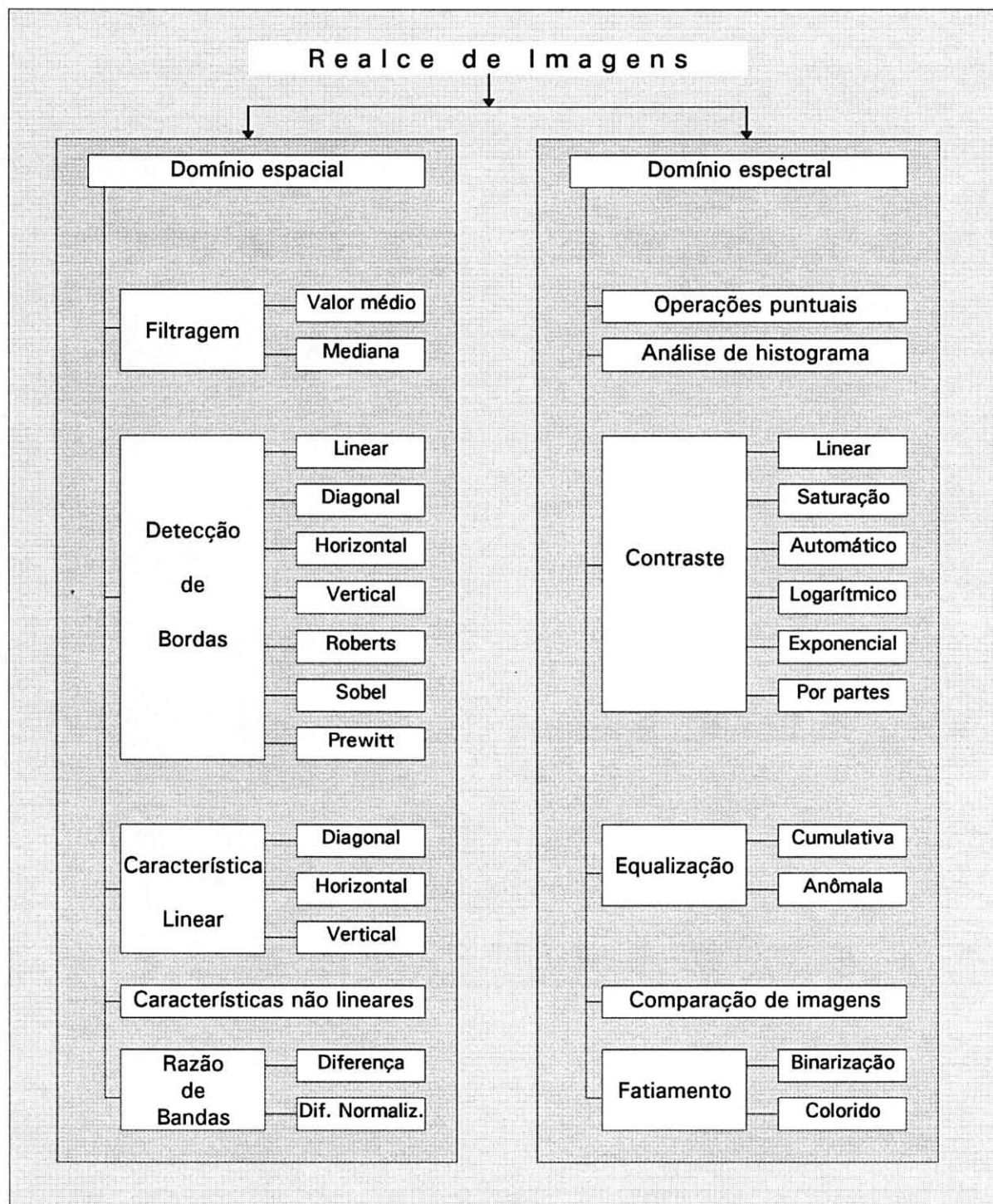


Figura 21 - Domínios espacial e espectral com seus submódulos para o realce de imagens.

Como outros grupos de rotinas no domínio espacial, ainda foram implementados a ênfase de características não lineares e a razão de bandas espectrais com o procedimento de diferença e diferença normalizada.

No domínio espectral as imagens podem ser tratadas segundo os procedimentos: operações pontuais, análise de histograma, contraste, equalização de histograma, comparação de imagens e fatiamento. O subgrupo de rotinas que compõe a manipulação de contraste foram implementados as rotinas de manipulação linear, saturação, automático, logarítmico, exponencial e por partes.

A equalização de histograma pode ser executada de duas formas: procedimento cumulativo e procedimento anômalo.

A comparação de imagens permite estabelecer principalmente estudos temporais, como por exemplo, a alteração de massa verde utilizando-se o índice vegetativo ou então, a diferença entre imagens classificadas de duas épocas distintas, para estudos de fenômenos dinâmicos tais como incêndios ou enchentes.

O procedimento fatiamento pode ser executado utilizando-se de cores ou ainda, preto e o branco.

Como exemplo do módulo de contraste, as Figuras 22 e 23 representam respectivamente a banda espectral TM 1, do satélite LANDSAT 5 dados brutos e a mesma banda com manipulação de contraste linear.

**5° ] Análise estatística** - a análise de dados de imagem está principalmente relacionada com as atividades de verificação de dados digitais brutos, utilização de informações intermediárias no procedimento de análise de principais componentes tais como determinação de correlação, variância-

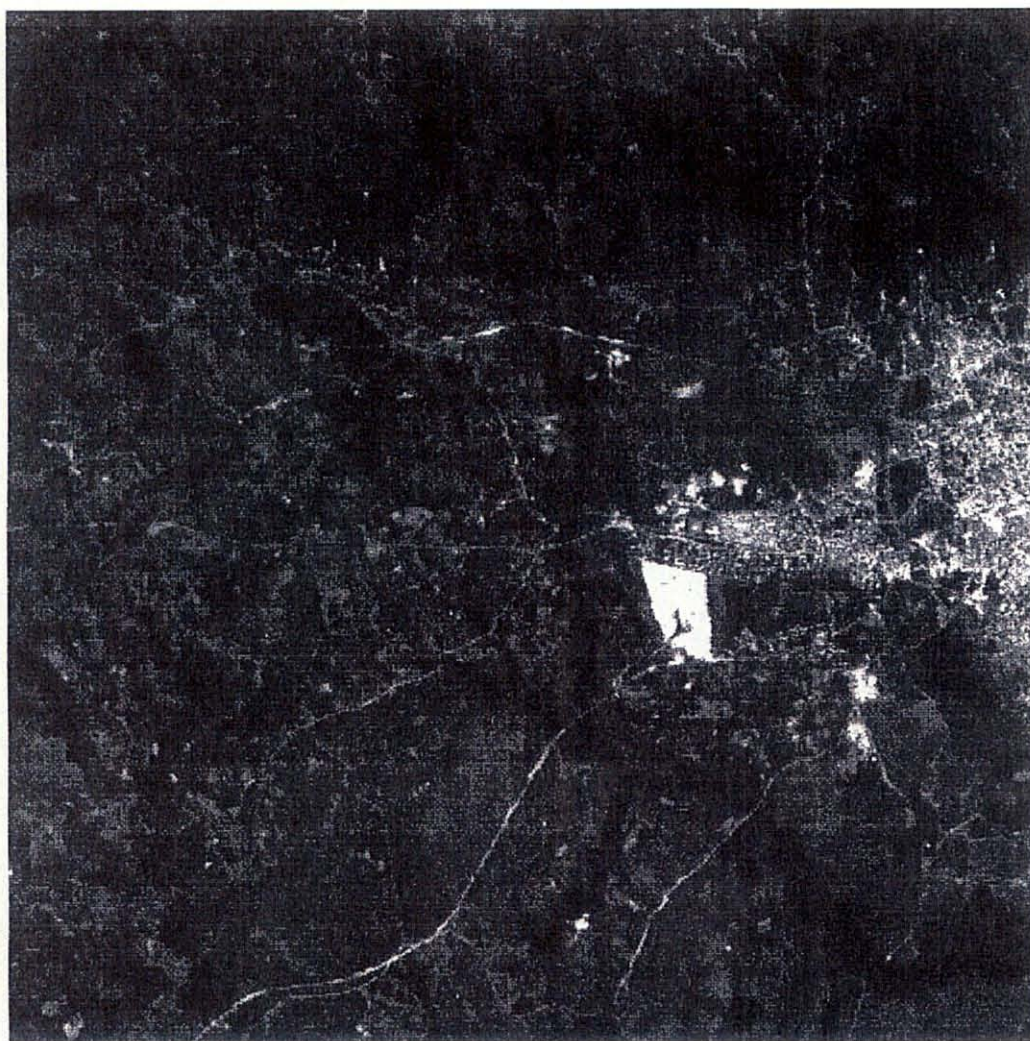
covariância, aquisição e caracterização de amostras de classes de uso da terra aplicadas aos procedimentos de classificação de imagens. Essa análise estatística, pode ser obtida em periféricos como impressora, monitor de vídeo e ainda, em arquivos magnéticos, principalmente quando se tratar de procedimentos intermediários de processamento dos dados.

A Figura 24 apresenta os seguintes procedimentos de análise estatística no subsistema de análise: aquisição de histograma; análise de correlação; análise de variância e covariância, desvio padrão, vetor médio, valor mínimo e máximo, amplitude, transformação *eigenvector* (autovetor) e *eigenvalue* (autovalor) e ainda, a aquisição de amostras.

O Anexo N° 3 na página 211, apresenta um exemplo de imagem parcial do sensor TM do LANDSAT 5 e sua caracterização estatística através de uma tabela de frequências (relativa, acumulada, percentual e percentual acumulado), e os parâmetros estatísticos: média; variância; desvio padrão; mínimo; máximo e amplitude. Acompanha ainda nessa caracterização, os histogramas de frequências relativa e acumulada.

O Anexo N° 4 página 217, apresenta um exemplo de caracterização estatística por classe de uso da terra, com a apresentação do histograma numérico e gráfico de frequências.

O Anexo N° 5 página 243, mostra um exemplo caracterização estatística (parâmetros média, variância, desvio padrão, mínimo, máximo e amplitude) e os valores digitais por classe de uso da terra e número de amostra.



Escala Gráfica



Figura 22- Imagem TM 1 do LANDSAT 5, dados brutos.





Escala Gráfica



Figura 23- Imagem TM 1 do LANDSAT 5 com contraste linear.

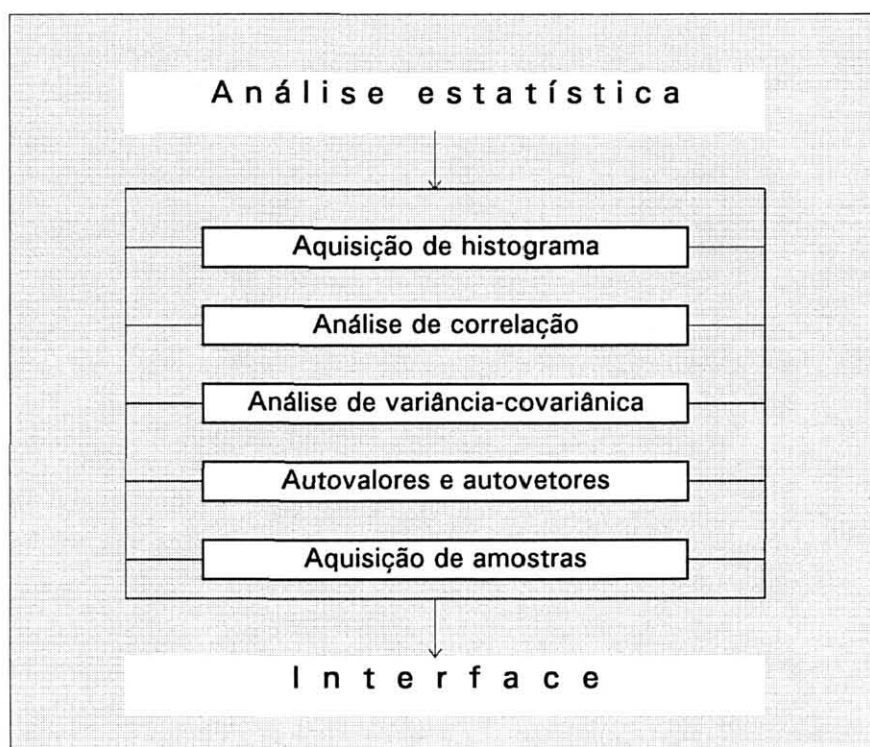


Figura 24 - Procedimentos implementados no módulo de estatística no subsistema de análise.

**6° ] Extração de características** - nesse módulo foram agrupadas as rotinas que possibilitam por exemplo, a melhor composição falsa-cor de imagens. Também, encontra-se implementado nesse módulo, a análise de componentes principais, utilizando-se de **n**-bandas espectrais diferentes, com o objetivo de compor imagens componentes.

Como exemplo desses procedimentos, procedeu-se a composição de imagens colorida normal, composição TM 1/2/3 (Figura 25) e imagens falsa-cor nas composições TM 2/3/4 (Figura 26), TM 3/4/5 (Figura 27) e TM 2/7/4 (Figura 28), utilizando-se do procedimento de combinação de bandas.

Para a análise de componentes principais, foram processadas amostras de pixels de 6 bandas espectrais do sensor

TM LANDSAT 5. Excluiu-se nessa análise a banda TM 6 (infravermelho-termal), as matrizes variância-covariância e correlação, TABELA 2.

TABELA 2 - MATRIZ DE VARIÂNCIA-COVARIÂNCIA E CORRELAÇÃO PARA ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

Matriz de Variância-Covariância						
VAR/COV	TM 1	TM 2	TM 3	TM 4	TM 5	TM 7
TM 1	901,97	748,13	956,58	- 27,98	591,08	695,06
TM 2	748,13	804,60	929,29	47,87	609,50	641,07
TM 3	956,58	929,29	1284,35	- 50,56	721,77	836,09
TM 4	- 27,98	47,87	- 50,56	1327,37	465,66	75,33
TM 5	591,08	609,50	721,77	456,66	1666,95	1368,14
TM 7	695,06	641,07	836,09	75,33	1368,14	1561,86

Matriz Correlação						
CORR	TM 1	TM 2	TM 3	TM 4	TM 5	TM 7
TM 1	1,000000	0,878195	0,888751	-0,025572	0,482042	0,585602
TM 2	0,878195	1,000000	0,914160	0,046318	0,526292	0,571864
TM 3	0,888751	0,914160	1,000000	-0,038723	0,493283	0,590325
TM 4	-0,025572	0,046318	-0,038723	1,000000	0,313047	0,052318
TM 5	0,482042	0,526292	0,493283	0,313047	1,000000	0,847905
TM 7	0,585602	0,571864	0,590325	0,052318	0,847905	1,000000

Nas matrizes de variância-covariância e correlação, Tabela 2, a diagonal principal representa respectivamente a variância e a correlação da banda espectral considerada. As demais diagonais nessas mesmas matrizes, representam respectivamente a covariância ou então a correlação entre bandas espectrais diferentes.

Considerando-se os componentes principais, Tabela 3 página 150, verificou-se que os três primeiros, agregaram 94,11% da variabilidade dos dados imagem. Essa constatação foi obtida pela soma do parâmetro % de variação para os componentes C1, C2 e C3.



Composição TM 1/2/3 - Santa Maria 26/02/87



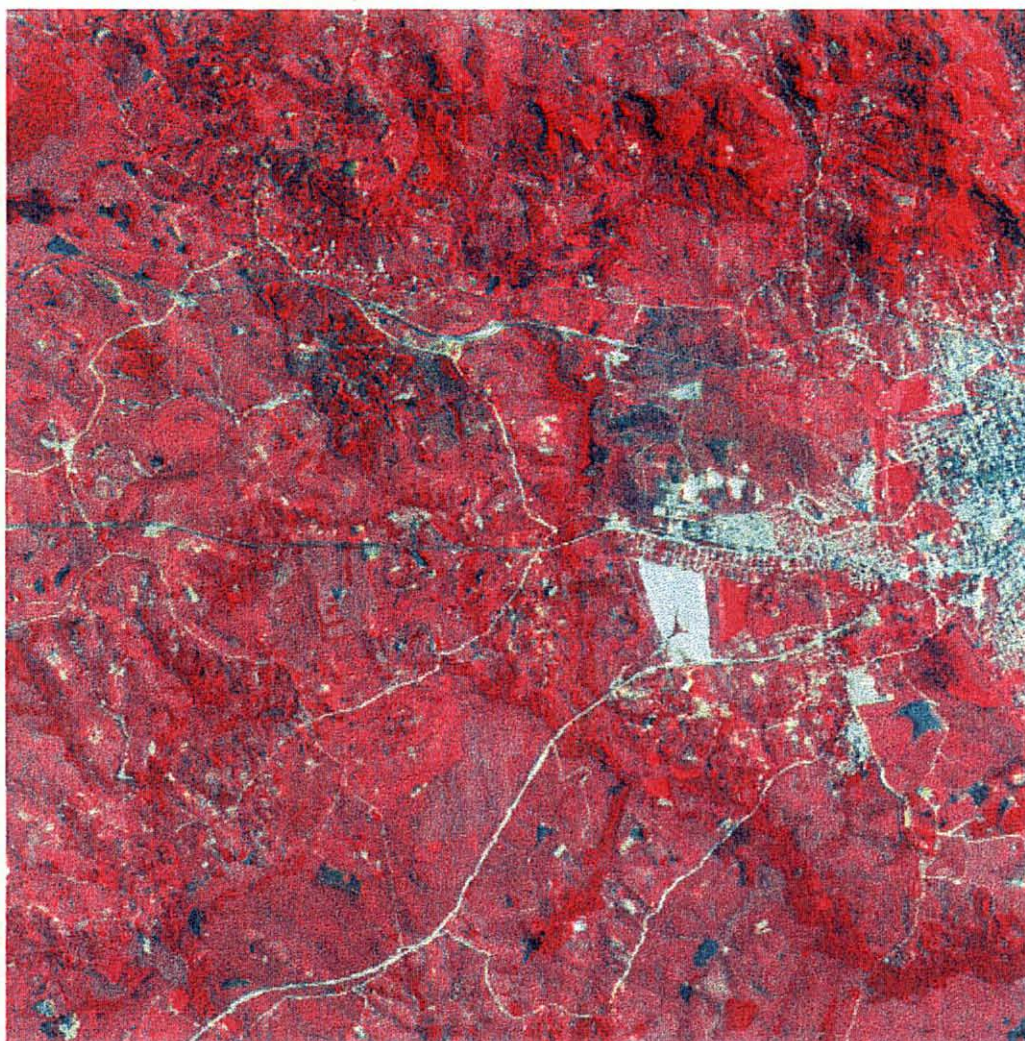
Escala Gráfica



Figura 25 - Imagem composição colorida TM 1/2/3



Composição TM 2/3/4 - Santa Maria 26/02/87



Escala Gráfica

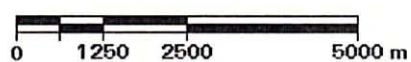


Figura 26 - Imagem composição falsa-cor TM 2/3/4



Composição TM 3/4/5 - Santa Maria 26/02/87



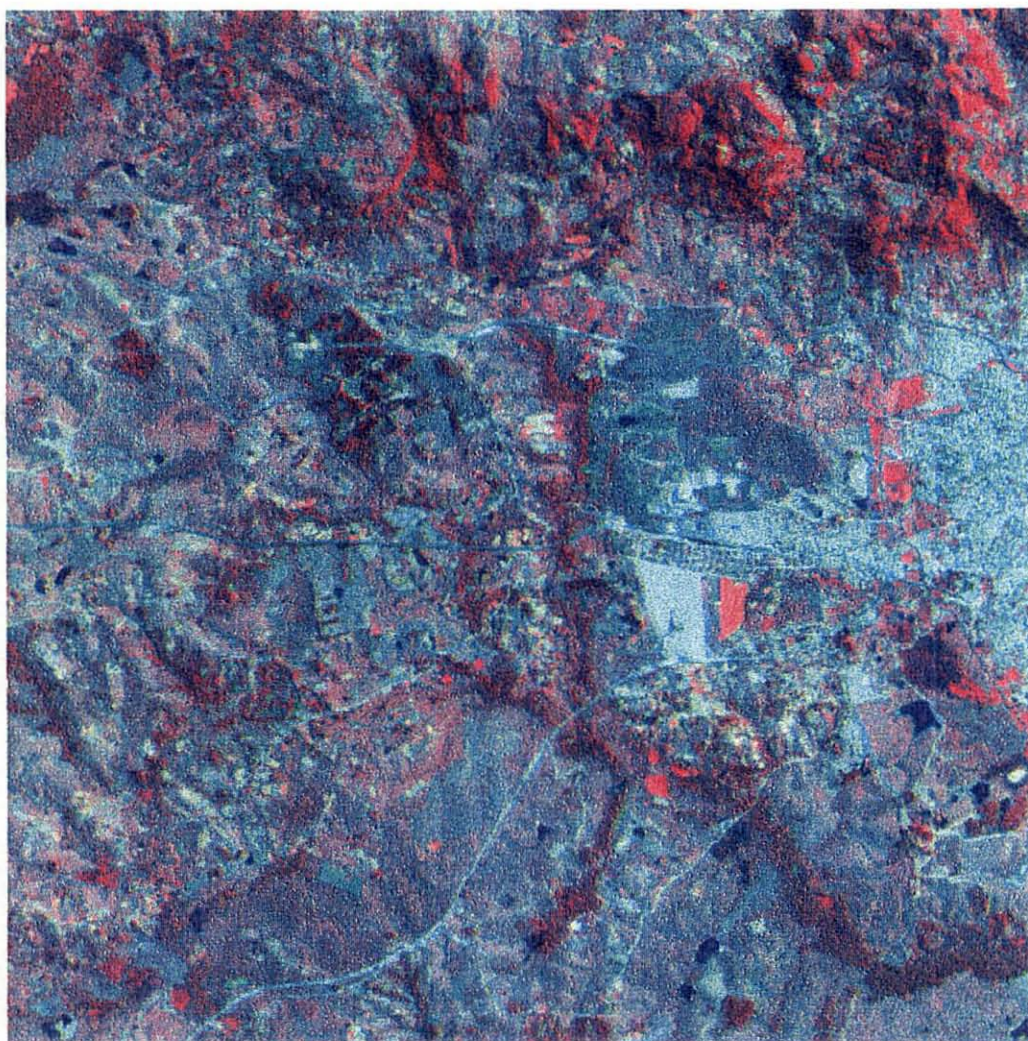
Escala Gráfica



Figura 27 - Imagem composição falsa-cor TM 3/4/5



Composição TM 2/7/4 - Santa Maria 26/02/87



Escala Gráfica



Figura 28 - Imagem composição falsa-cor TM 2/7/4

TABELA 3 - EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS VERSUS COMPONENTES PRINCIPAIS

COMPONENTES PRINCIPAIS						
Componente	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5	C 6
% var.	60,80	21,22	12,09	2,35	1,58	1,05
autovalor	4588,57	1601,81	980,30	177,36	119,59	79,47
autovetor 1	0,370497	- 0,258940	- 0,276456	0,003206	- 0,839963	0,117071
autovetor 2	0,351421	- 0,218150	- 0,334241	- 0,048103	0,218231	- 0,816859
autovetor 3	0,448180	- 0,342009	- 0,347363	- 0,037773	0,495475	0,560876
autovetor 4	0,080355	<b>0,770018</b>	- 0,588004	0,227390	0,000298	0,056216
autovetor 5	0,514051	0,404662	0,340016	- 0,675390	- 0,010989	0,010791
autovetor 6	<b>0,517363</b>	0,108218	0,479412	0,698850	0,034938	- 0,034310

Observando-se os valores para os autovetores apresentados na Tabela 3 acima, verificou-se que o primeiro componente é fortemente carregado pela banda espectral TM 7(0,517363). Isto é devido a área conter grande variedade de alvos, predominando a classe campo. O segundo componente principal é carregada mais intensamente, pela variação encontrada na banda espectral TM 4 (0,770018).

TABELA 4 - GRAU DE CORRELAÇÃO ENTRE OS COMPONENTES E AS BANDAS ESPECTRAIS

	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5	C 6
TM 1	0,835	- 0,345	- 0,288	0,001	- 0,306	0,034
TM 2	0,839	- 0,307	- 0,369	- 0,022	0,084	- 0,256
TM 3	0,847	- 0,381	- 0,303	- 0,014	0,151	0,139
TM 4	0,149	<b>0,845</b>	- 0,505	0,083	0,000	0,013
TM 5	0,852	0,396	0,261	- 0,220	- 0,003	0,002
TM 7	<b>0,886</b>	0,109	0,380	0,235	0,009	- 0,008

Analisando-se o grau de correlação entre os componentes principais e as bandas espectrais, Tabela 4, verificou-se uma alta correlação respectivamente, para o componente 1 e banda espectral TM 7 e ainda, entre o componente 2 e banda espectral

TM 4. As Figuras 29, 30 e 31 representam respectivamente os três primeiros componentes principais.

**7° ] Classificação não supervisionada** - foram implementados nesse módulo do subsistema de análise, o procedimento de classificação K-Médias.

As classes de uso da terra inicialmente definidas foram as seguintes: solo exposto; agricultura; campo nativo; campo seco/queimado; área urbana 1; área urbana 2; área urbana 3; estradas sem pavimentação; estradas com pavimentação; florestas de encosta; florestas de galeria e águas (rios e açudes).

Para a demonstração dos algoritmos implementados, foram geradas imagens classificadas utilizando-se os algoritmos acima descritos.

Para o algoritmo K-Médias foram usadas as bandas espectrais TM 3, TM 4 e TM 5. A Figura 32 apresenta uma classificação utilizando esse algoritmo.

Ao observar-se a imagem classificada pelo algoritmo K-Médias, observa-se pela legenda que as classes de uso da terra área urbana 1, área urbana 2 e estrada com pavimentação, foram classificadas como sendo uma única classe. Isso explica-se, em parte, pela resposta espectral semelhante para essas classes nas bandas espectrais utilizadas. Também, pela legenda, verificou-se que as classes área urbana 3 e estrada sem pavimentação, apresentaram padrão semelhante de cor. Isso, acarretou a inseparabilidade visual dessas classes de uso da terra. A Tabela N° 5 apresenta os resultados numéricos da classificação expresso em hectares por classe de uso da terra.



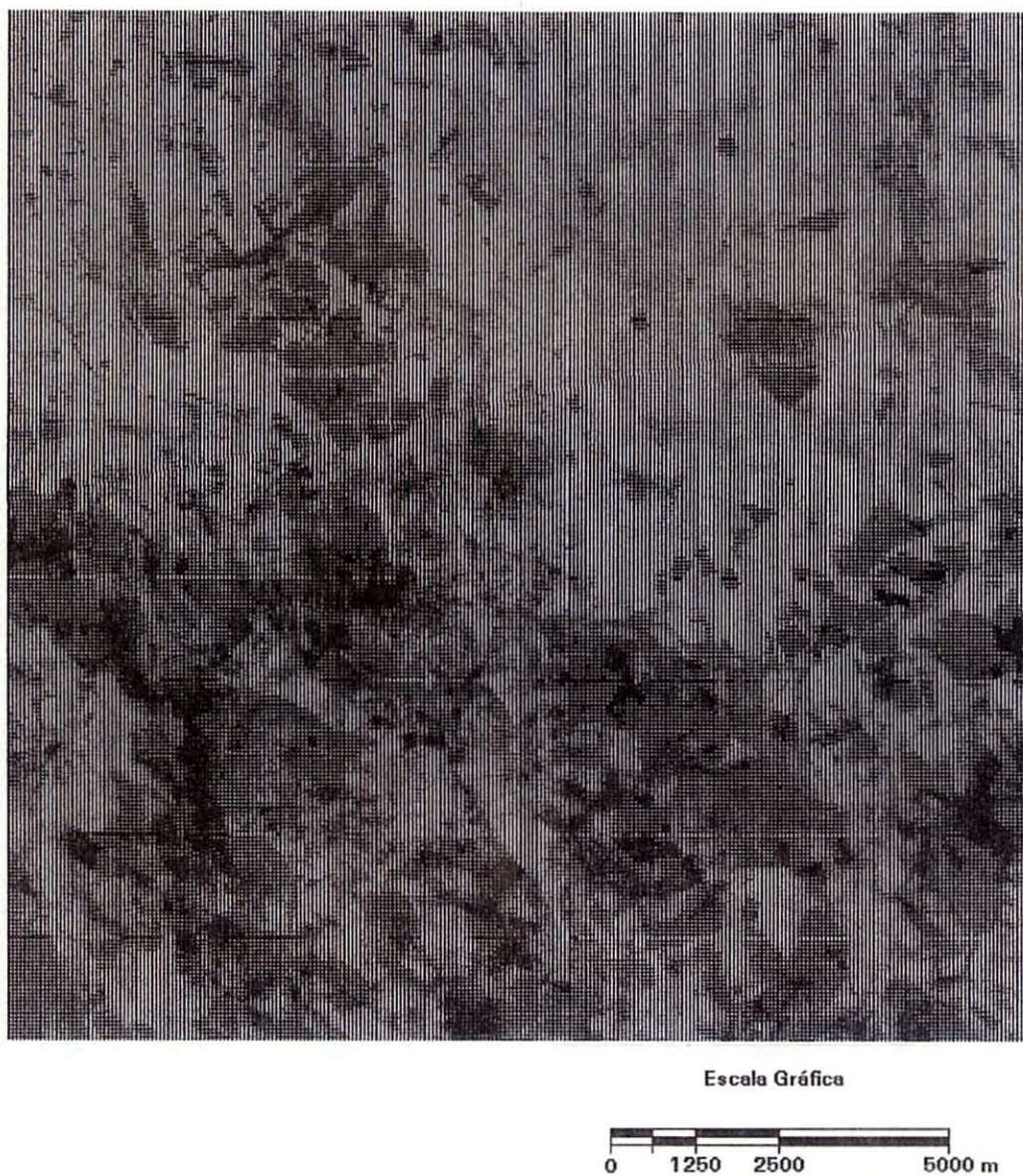


Figura 29 - Imagem Componente Principal 1.





Figura 30 - Imagem Componente Principal 2.





Escala Gráfica

0 1250 2500 5000 m

Figura 31 - Imagem Componente Principal 3.



**8° ] Classificação supervisionada** - nesse módulo de classificação supervisionada, foi implementado as rotinas de máxima verossimilhança, paralelepípedo, mínima distância padronizada e, mínima distância não padronizada.

Para o procedimento de classificação por máxima verossimilhança, implementou-se o seguinte algoritmo:

**a - MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA ( Classificação rápida )**

**ALGORITMO:**

1 - Amostrar um número maior que 10 pixels sistematicamente numa grade uniformemente espaçada para cada banda;

2 - Calcular a frequência percentual de ocorrência nos 256 níveis de cinza possíveis ( $2^8$  bits);

3 - Cada histograma de frequência é alocado em um vetor separado e na seqüência consistirá o índice da Tabela LUT;

4 - Escolher um limiar ( percentual de frequência mínima ) na imagem à participar na montagem da LUT;

5 - O número de valores digitais selecionados para cada banda espectral ( 3 bandas ) + 1 definem as 3 dimensões da LUT;

6 - Se houver espaço suficiente em memória, a LUT é alocada dinamicamente;

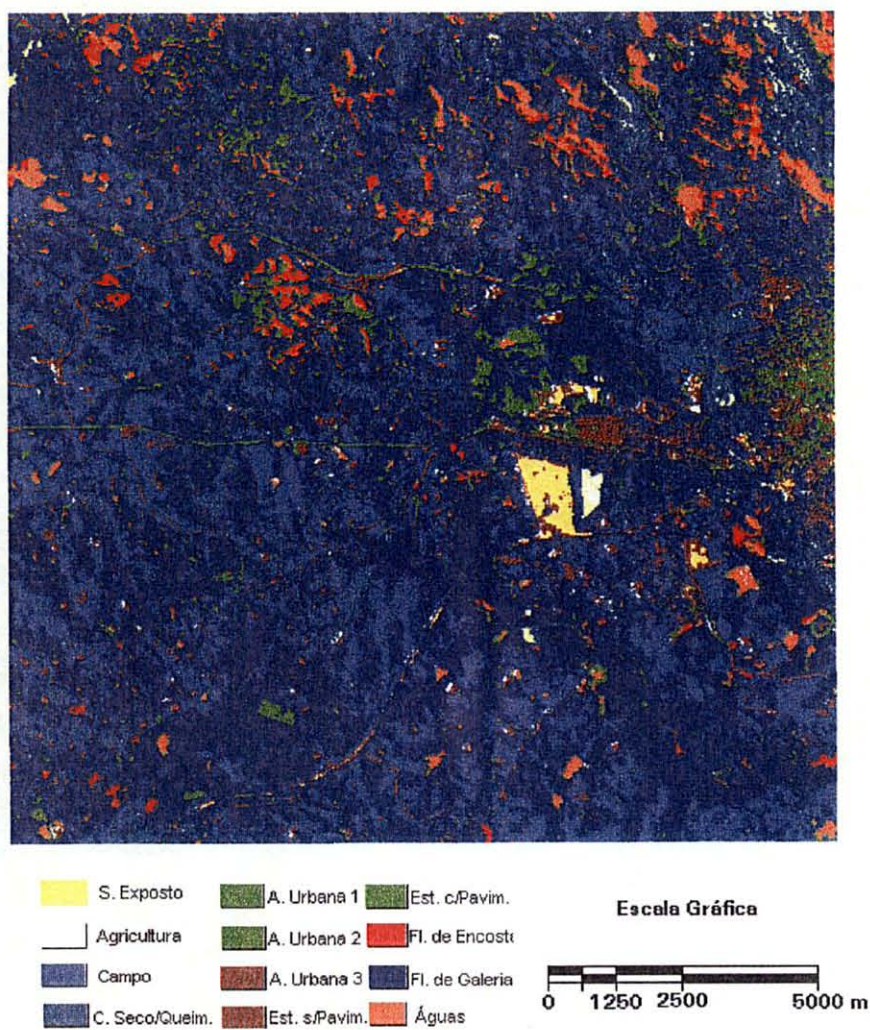


Figura 32 - Imagem Classificada pelo algoritmo K-Médias.

7 - Se não houver espaço suficiente de memória, o valor limiar é incrementado e um pequeno conjunto de números digitais é alocado dinamicamente para cada banda até que, seja possível alocar o maior array possível.

Esse algoritmo torna-se executável, desde que seja escolhida previamente, uma imagem para a execução de coleta de amostras representativas das classes de uso da terra.

Essa coleta é executada utilizando-se de um cursor na forma de uma cruz, onde define-se os limites externos das amostras, através da materialização de um conjunto de vetores. Para cada uma dessas amostras, está associado no mínimo um polígono, por sua vez, representa parcialmente uma classe de uso da terra.

Para a classificação pelo algoritmo de Máxima Verossimilhança, foram determinadas as amostras e suas respectivas legendas por padrões de cores, associadas a cada uma das 12 classes de uso da terra inicialmente propostas.

A Figura 33 apresenta as amostras iluminadas por cores, e sua correspondência com as classes de uso da terra previamente definidas.

A Figura 34 apresenta o resultado da classificação pelo algoritmo de máxima verossimilhança. Nessa imagem pode observar-se uma completa individualização das classes de uso da terra, ao contrário dos procedimentos de classificação não supervisionados.

Os padrões de cores associados as classes de uso da terra classificadas pelo algoritmo, são muito distintos e isso, facilitou a observação e a sua individualização visual das

classes. A Tabela 5 apresenta os resultados da classificação pelo algoritmo de máxima verossimilhança.

TABELA 5 - RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DA MÁXIMA VEROSSIMILHANÇA

Classe de Uso da Terra	Área (ha)
Solo exposto	85,9500
Agricultura	309,1500
Campo	7.364,7000
Campo Seco / Queimado	3.828,2400
Área Urbana 1	666,1800
Área Urbana 2	286,8300
Área Urbana 3	3.611,9700
Estrada sem pavimento	1.057,3200
Estrada com pavimento	2.182,2300
Floresta de encostas	1.714,7700
Floresta de galeria	1.641,5100
Águas (rios, açudes)	844,1100
<b>TOTAL</b>	<b>23.592,9600</b>

#### **b - PARALELEPÍPEDO**

##### **ALGORITMO:**

O algoritmo segue a sequência de operações apresentadas no item 3.2.6.1 página 115. Nesse procedimento de classificação, foram considerados os parâmetros estatísticos processados pelo módulo análise estatística.

A Figura 35 apresenta a classificação obtida considerando-se as 6 bandas espectrais do espectro visível e invisível (infravermelho), excluindo-se do processo, o infravermelho termal (banda espectral TM 6). Essa imagem, mostra que os padrões de cores associados a cada uma das classes de uso da terra, não permitiu individualizar visualmente as mesmas.

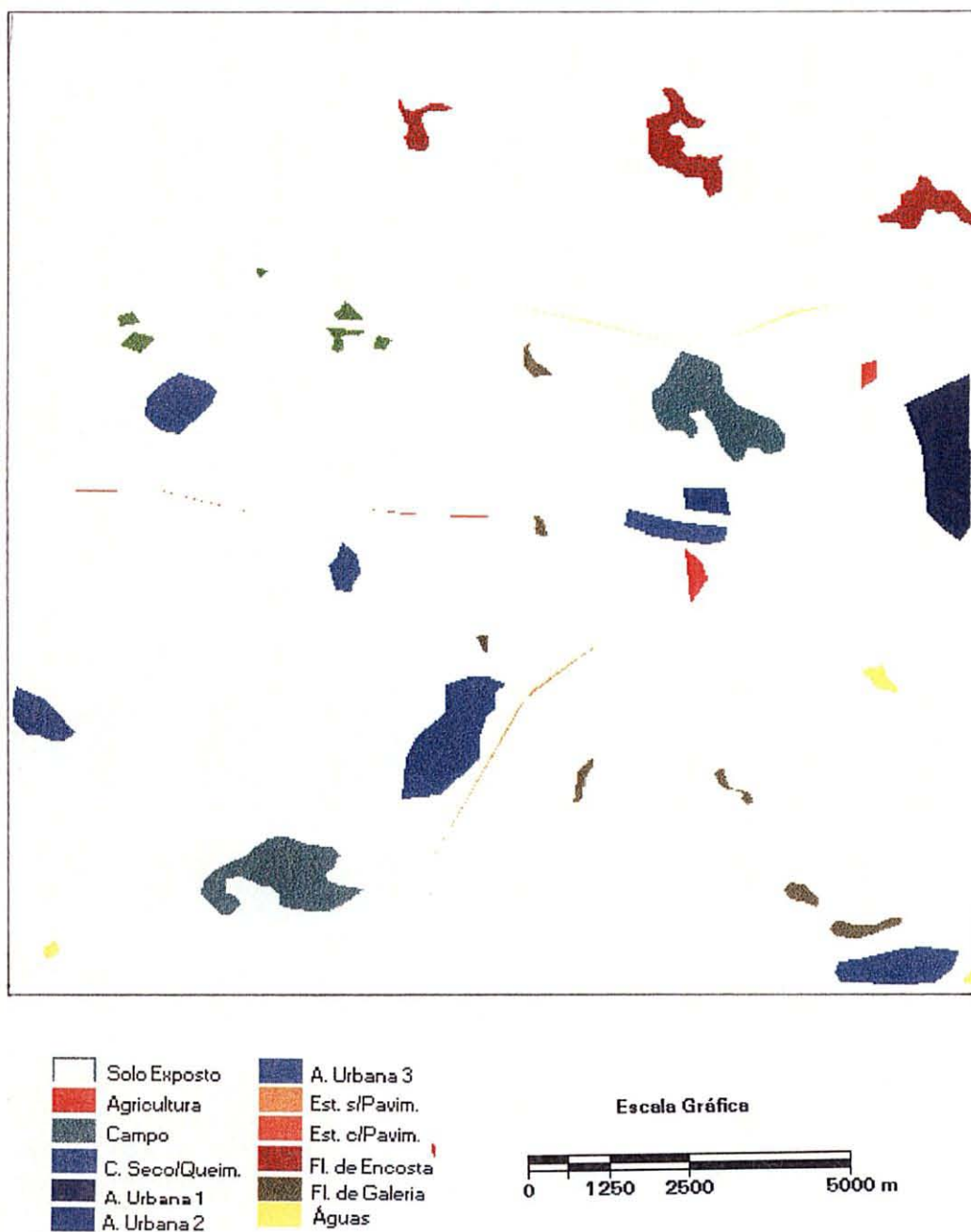


Figura 33 - Imagem das amostras coletadas por Classe de Uso da Terra.



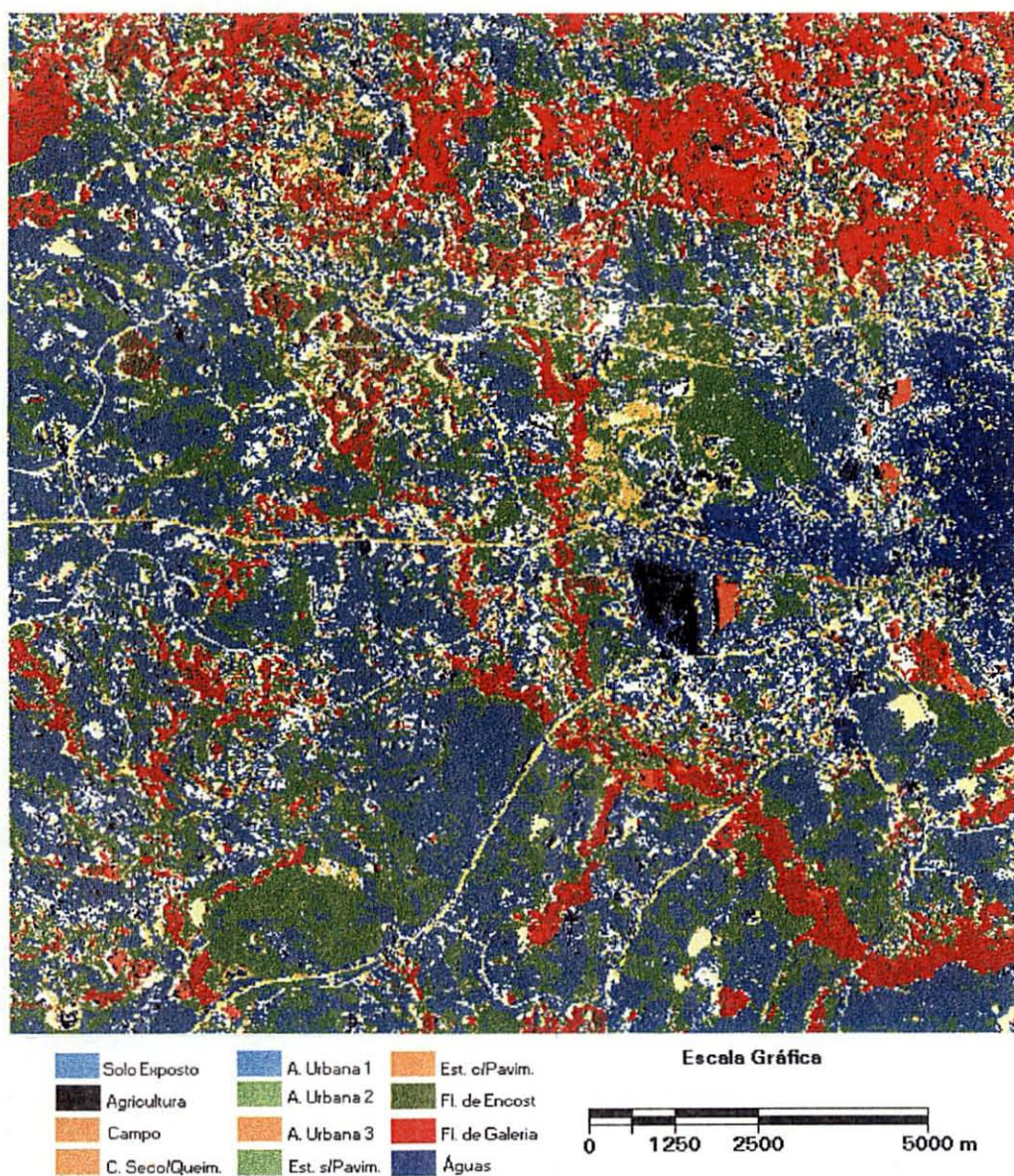


Figura 34 - Imagem classificada por máxima verossimilhança.

As classes solo exposto e área urbana 1 apresentaram o mesmo padrão de cor. Da mesma forma, as classes campo, campo seco/queimado, área urbana 3 e estrada com pavimento, foram associadas ao mesmo padrão de cor.

A área urbana 2 e estradas sem pavimentação, foram associadas ao mesmo padrão de cor.

Nesse caso, a quantificação das áreas das classes de uso da terra, é que possibilitou a verificação que existem outras classes. A Tabela 6 apresenta os resultados dessa quantificação pelo método do paralelepípedo.

**TABELA 6 - RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DO PARALELEPÍPEDO**

<b>Classe de Uso da Terra</b>	<b>Área (ha)</b>
Solo exposto	96,6600
Agricultura	136,6200
Campo	15.439,1400
Campo Seco / Queimado	1.869,3000
Área Urbana 1	54,3600
Área Urbana 2	474,3000
Área Urbana 3	530,4600
Estrada sem pavimento	625,6800
Estrada com pavimento	138,0600
Floresta de encostas	3.533,3100
Floresta de galeria	691,2900
Águas (rios, açudes)	3,7800
<b>TOTAL</b>	<b>23.592,9600</b>

### **c - MÉTODO DA DISTÂNCIA MÍNIMA**

Como exemplo desse procedimento de classificação, foram geradas as imagens classificadas pela distância mínima padronizada e não padronizada, ambas com a escolha inicial de 12 classes de uso da terra, para que o algoritmo fizesse a classificação.



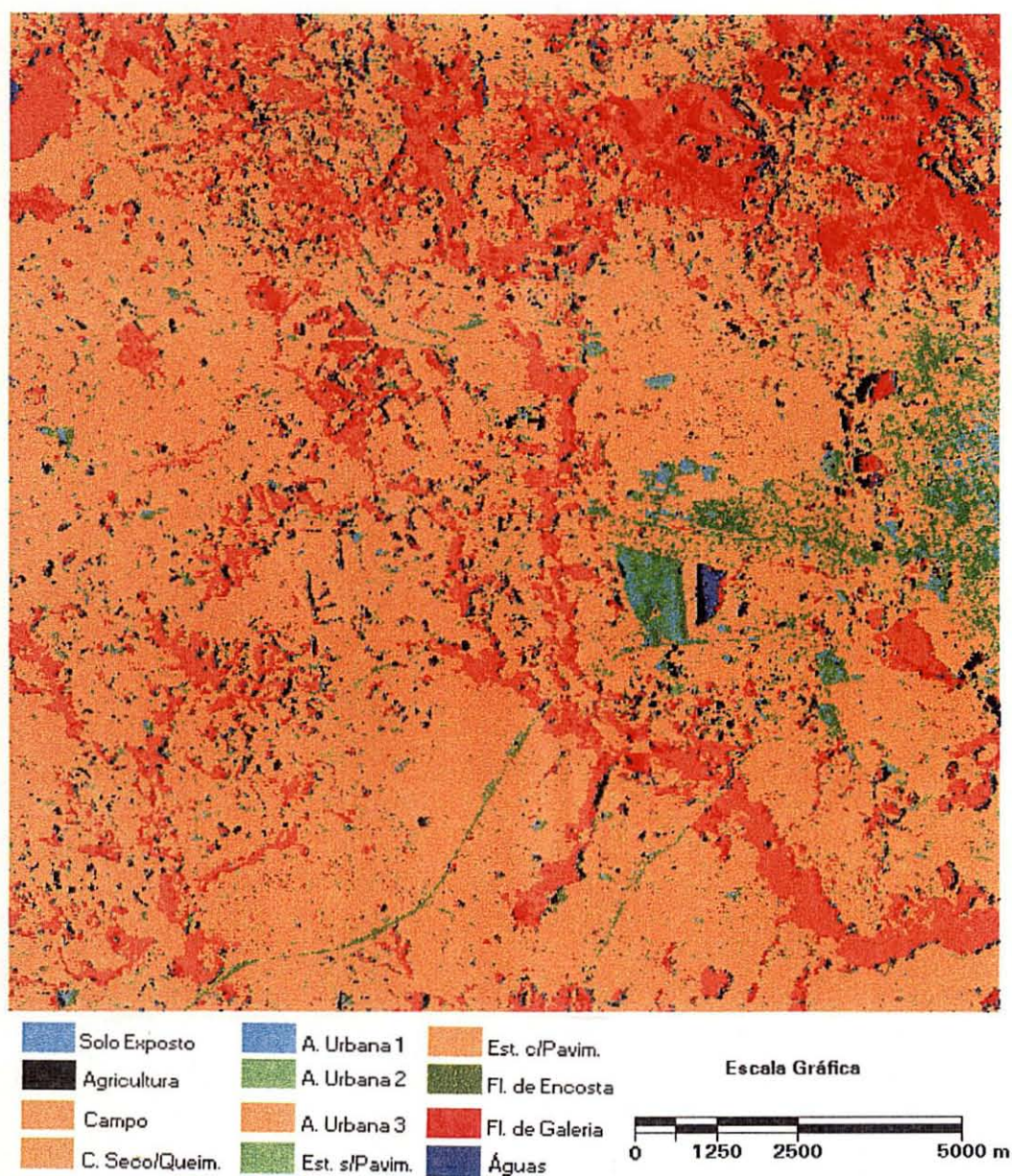


Figura 35 - Imagem classificada por paralelepípedo.



As Figuras 36 e 37 representam respectivamente imagens classificadas pelos algoritmos de distância mínima padronizada e distância mínima não padronizada (bruta).

Comparando-se essas imagens, verificou-se que o procedimento que utiliza a distância mínima padronizada homogeneiza padrões de cores principalmente, nas margens da classe floresta de galeria. Essa homogeneização de padrões de apresentação (cores) não ocorre, quando observamos essa mesma classe de uso da terra, na imagem gerada pelo algoritmo de distância mínima bruta.

A Figura 36 (distâncias padronizadas), as classes floresta de encosta e floresta de galeria, estão delineadas na sua forma e representação por padrões de cores. Nessa mesma imagem, observa-se que as classes agricultura e área urbana 2, foram representadas com a mesma legenda. Essas classes, apresentaram pelas suas legendas, dificuldades na sua individualização a não ser, quando considerou-se a observação simultânea de uma composição colorida ou falsa-cor. Nessa mesma imagem, as classes floresta de encosta e floresta de galeria, apresentaram um mesmo padrão de cor verde, para as suas representações gráficas.

Os resultados de quantificação de áreas das classes de uso da terra, utilizando-se os procedimentos de distância mínima, são observados respectivamente, nas Tabelas 7 e 8, para as classificações por distância mínima padronizada e não padronizada.

TABELA 7 - RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DA DISTÂNCIA MÍNIMA PADRONIZADA

Classe de Uso da Terra	Área (ha)
Solo exposto	84,4200
Agricultura	468,0000
Campo	6.068,8800
Campo Seco / Queimado	1.474,0200
Área Urbana 1	959,3100
Área Urbana 2	17,9100
Área Urbana 3	7.017,3900
Estrada sem pavimento	545,9400
Estrada com pavimento	2.382,7500
Floresta de encostas	2.219,2200
Floresta de galeria	1.076,5800
Águas (rios, açudes)	1.278,5400
<b>TOTAL</b>	<b>23.592,9600</b>

Os resultados de quantificação de áreas das classes de uso da terra apresentados nas Tabelas N° 7 e N° 8, diferem principalmente, em função do procedimento adotado para considerar um pixel pertencente a uma ou outra classe. É muito comum os tipos de erro por inclusão ou exclusão de pixels, pertencentes a uma ou outra classe de uso da terra.

TABELA 8 - RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO PELO ALGORITMO DA DISTÂNCIA MÍNIMA NÃO PADRONIZADA

Classe de Uso da Terra	Área (ha)
Solo exposto	141,9300
Agricultura	612,0000
Campo	8.639,9100
Campo Seco / Queimado	5.026,5000
Área Urbana 1	259,2000
Área Urbana 2	354,6900
Área Urbana 3	1.246,4100
Estrada sem pavimento	496,6200
Estrada com pavimento	1.726,7400
Floresta de encostas	1.020,2400
Floresta de galeria	3.729,6900
Águas (rios, açudes)	339,0300
<b>TOTAL</b>	<b>23.592,9600</b>

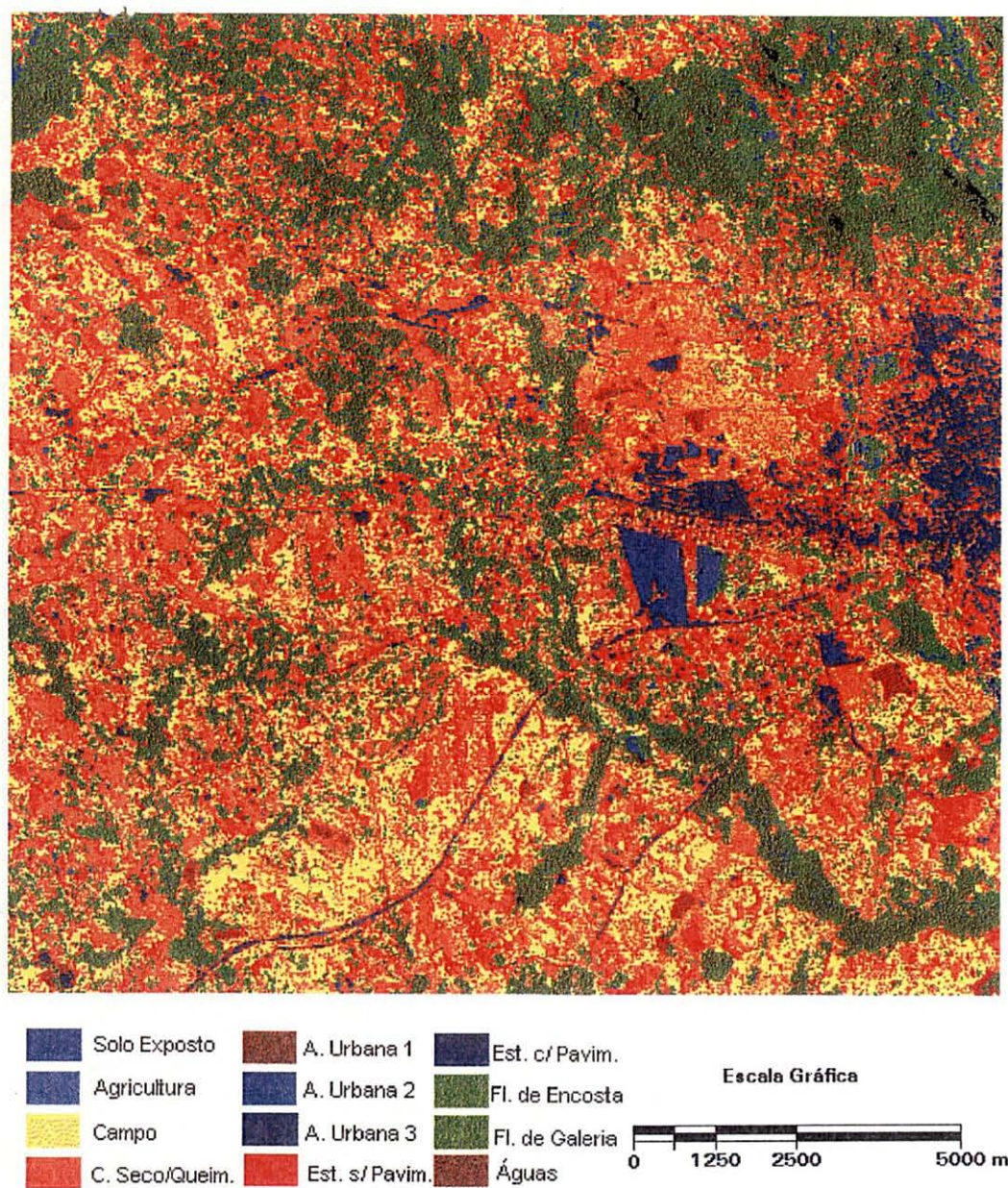


Figura 36- Imagem classificada pela distância mínima padronizada.

**9° ] Apresentação de resultados** - nesse módulo do subsistema de análise, foram implementadas as rotinas que tratam de apresentar os resultados na forma gráfica e/ou numérica, utilizando-se dos periféricos do sistema. Essa apresentação pode ser realizada na forma de saídas tais como relatórios parciais, totais ou ainda, intermediários a um determinado processo que está em andamento. A apresentação sob a forma de imagens, quando os processos de manipulação dos dados, tiverem sido concluídos. Em ambas situações, a apresentação dos resultados pode ser armazenada em disco magnético rígido (winchester) ou então disco flexível ou então, impressa.

A forma mais rápida e de melhor qualidade visual para a obtenção ou visualização de imagens é a escolha de apresentação na unidade de visualização. A qualidade visual da imagem na impressora, dependerá das características de resolução gráfica da mesma. As imagens impressas, foram obtidas utilizando-se a resolução gráfica máxima da impressora isto é, 300 X 300 *dpi*.

**10° ] Compressão de dados** - os procedimentos que tratam da compressão dos dados digitais consistem em dois tratamentos diferenciados: 1°) uma fonte de codificação de dados qual seja, a disponibilidade de imagens multiespectrais; 2°) aplicação do algoritmo para rotação de eixos de imagens (componentes principais). Esses procedimentos podem ser visualizados na Figura 38.



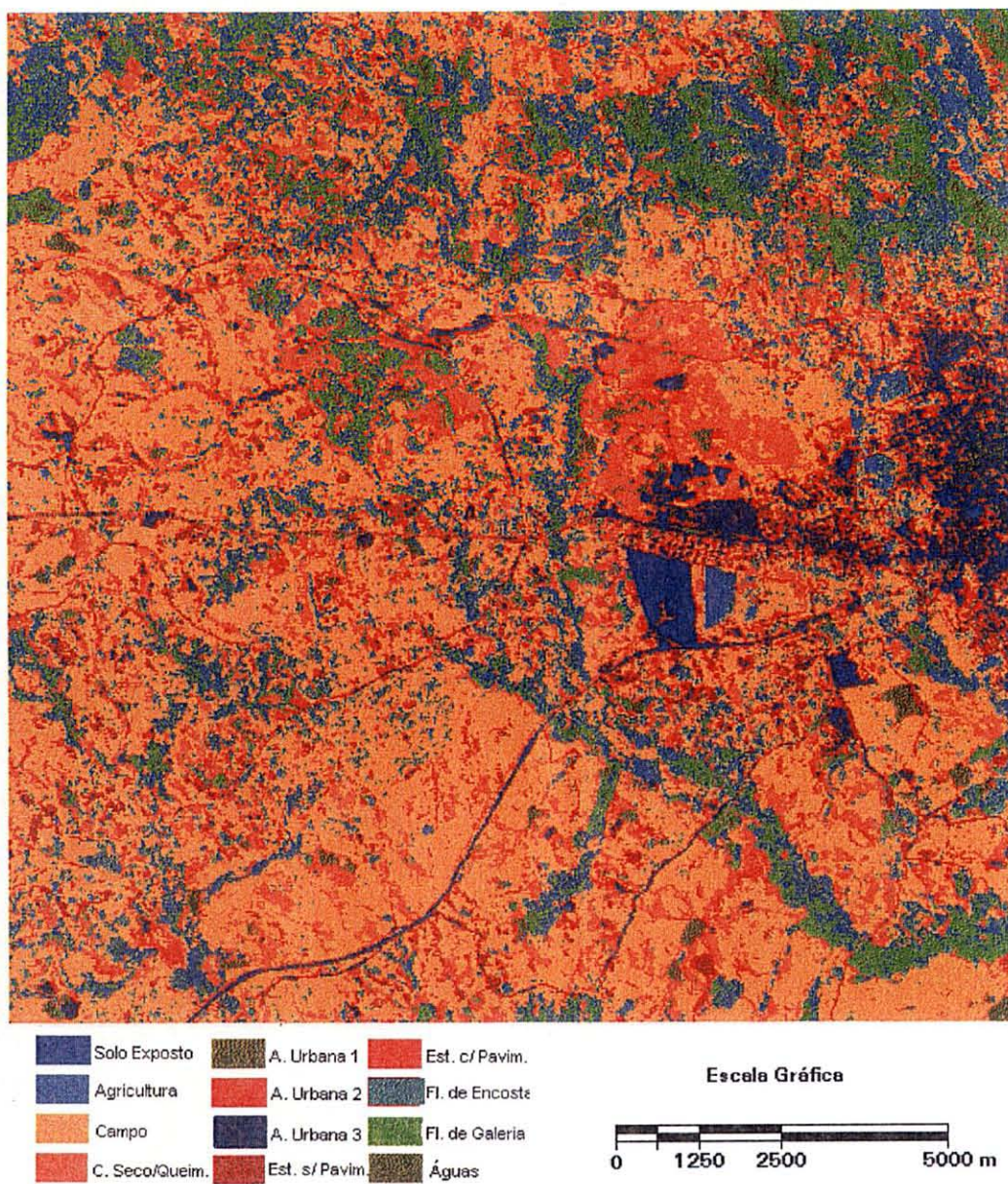


Figura 37- Imagem classificada pela distância mínima não padronizada.

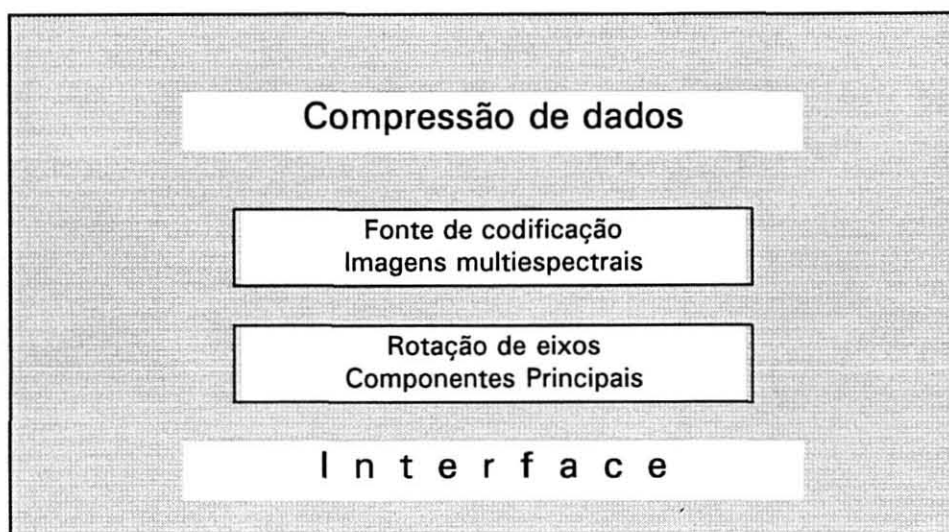


Figura 38 - Configuração para a compressão de dados.

#### 4.2.1.3 Subsistema interativo

Esse subsistema está composto de: rotinas de recuperação de dados e apresentação no periférico desejado pelo usuário; de uma interface analista para dados fornecidos ao sistema; rotinas de processamento de dados; rotinas que apresentam resultados para análise e, de rotinas que permitem acesso à tarefas de forma distribuída no sistema. A Figura 39 apresenta esse sistema de forma simplificada.

Nesse subsistema, encontram-se todas as mensagens ao usuário sejam elas, destinadas a comunicação da fase em que se encontra o processo, alerta ou até mesmo, a sinalização de erro de operação executada. Isso, faz com que o usuário execute o processo sem grandes dificuldades, pois dependendo das necessidades, esse subsistema permite uma integração melhor entre o usuário, o software e o hardware.

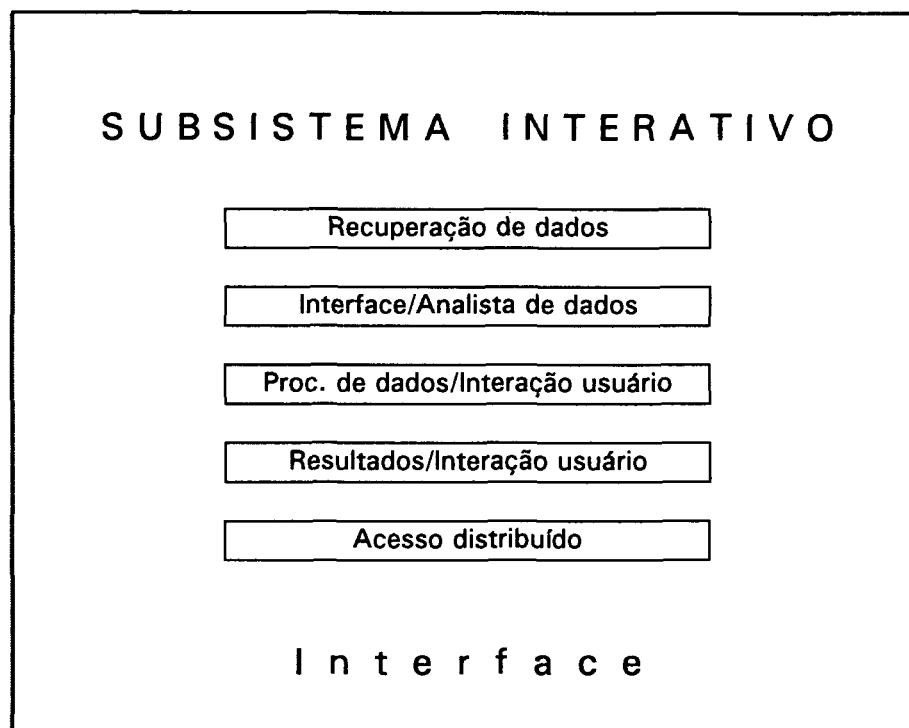


Figura 39- Configuração simplificada do subsistema interativo.

#### 4.2.1.4 Subsistema de saída

Esse subsistema está constituído de rotinas que propiciam a obtenção e o controle efetivo de cada um dos periféricos (hardware) para saídas gráficas e/ou numéricas tais como: unidades de disco, unidade de fita; impressora matricial convencional e/ou jato de tinta, compatível com o modelo HP 550C, e unidade visualizadora (monitor de alta resolução gráfica 1.024 X 768 pontos).

Nesse subsistema, cada periférico implementado no HARDWARE, necessitou de rotinas específicas de controle do mesmo, para a obtenção de resultados desejados tais como resolução gráfica de impressão para o caso de imagens

impressas, escolha do tamanho e tipo de fonte (formato de letra) para as saídas de texto e numéricas, conforme pode ser observado nos Anexos.

As rotinas que controlam as unidades de disco e fita possuem a função básica, de armazenamento de imagens e/ou resultados, obtidos em diferentes operações com imagens.



## 5 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Analisando-se os resultados obtidos pelo desenvolvimento do e implementação de rotinas no sistema de tratamento de imagens multiespectrais digitais, conclui-se:

1 - É viável o desenvolvimento e a implementação de técnicas de processamento de dados digitais, oriundos de imagens de satélite, em equipamentos de pequeno custo;

2 - O uso de linguagens de programação estruturada, como Turbo Pascal, é adequada para a implementação e soluções a nível de recurso técnico, para os aplicativos desenvolvidos;

3- A avaliação da aplicabilidade do sistema de tratamento digital de imagens multiespectrais digitais, restringiu-se apenas, ao processamento dos dados de imagens disponíveis e a obtenção dos resultados na forma numérica ou ainda, na visualização de imagens obtidas pelas diferentes técnicas implementadas;

4- O desenvolvimento do sistema seguiu critério técnico rígido e sistematizado, observando-se os agrupamentos de rotinas mais adequados e a sua interação com o usuário;

5 - As diferentes rotinas de processamento foram agrupadas em 4 subsistemas: subsistema de entrada; subsistema de análise; subsistema interativo e subsistema de saída;

6 - No subsistema de análise, parte principal do sistema de processamento de imagens, as rotinas implementadas, foram agrupadas em 10 módulos básicos a citar: transformações radiométricas; transformações geométricas; apresentação de dados; realce de imagens no domínio espacial e espectral; análise estatística; extração de características; classificação não supervisionada; classificação supervisionada; apresentação de resultados e compressão de dados.

7 - Utilizando-se os procedimentos de realce no domínio espacial e espectral, composição de imagens (colorida e falsa-cor), bem como as imagens geradas pelos procedimentos de classificação, esses, mostraram a viabilidade do uso de periféricos de baixo custo, para visualização, nesse tipo sistema de processamento.

Considerando-se as limitações impostas pelo acesso as fontes de informações principalmente quando trata-se de algoritmos para as técnicas de classificação, recomenda-se a otimização dessas.

Devem ser implementadas novas técnicas de processamento de imagens nos domínios espacial e espectral, entre essas, a produção de imagens texturais, que constituirão novas alternativas de trabalho com dados digitais.

Atendendo a uma exigência do mercado, principalmente, a praticidade e a flexibilidade de uso dos sistemas de processamento de dados, esse sistema deverá ser adaptado para o ambiente gráfico WINDOWS, permitindo assim, um atrativo a

mais, para os usuários de sistemas de processamento de imagens em micro-computadores.

O *software* de tratamento de imagens está disponível mediante solicitação por escrito.

## Anexo 01

SÍNTESE DA ESTRUTURA E OPERAÇÃO DO SOFTWARE DE  
TRATAMENTO DE IMAGENS MULTIESPECTRAIS DIGITAIS

## 1. CONSIDERAÇÕES INICIAIS DO SISTEMA DE TRATAMENTO DE IMAGENS

A Figura A1-1 apresenta a visualização inicial do Menu Principal do sistema de tratamento digital de imagens na sua versão 1.0 em que podemos observar as opções do Menu principal, quando o programa é acionado mediante a chamada por linha de comando `IMAGEM.EXE`. Podemos observar 5 áreas de informações nessa apresentação a citar:

**Área 1** - Indentifica o nome do sistema de tratamento de imagens bem como sua versão de desenvolvimento. Essa área é permanentemente visualizada exceto quando as operações executadas por escolha de opções do Menu, são de visualização de imagens processadas.

**Área 2** - Apresenta as opções de menus e sub-menus que permitem a aplicação de diferentes técnicas de tratamento e ou processamento com dados imagem. Essa área é composta de um sistema de Menu do tipo *pull-down* em que abrem-se janelas com as opções acionadas pelo deslocamento de uma barra deslissante e iluminada sobre a opção desejada. Da mesma forma que a área 1, ela é visível somente quando não apresentamos imagens processadas.

**Área 3** - Essa área é formada por duas caixas, uma indicando o título Tempo e outra caixa inferior, que apresenta os tempos iniciais e finais de cada processo obtidos do início ao fim de cada opção de trabalho escolhida. Esses tempos são observáveis quando não visualizamos imagens.

**Área 4** - É formada por um quadro maior e é a área ativa de respostas do usuário ao sistema de tratamento de imagens, para que a opção acionada, tenha suas informações complementares satisfeitas.

**Área 5** - É formada por uma linha de *status* em que informa ao usuário por uma mensagem de no máximo uma linha nota explicativa da opção escolhida. É uma área dinâmica de informações ao usuário, pois o deslocamento do cursor iluminado sobre qualquer uma das opções nas caixas de menu, modifica a mensagem apresentada ao usuário.

#### **Opções do MENU PRINCIPAL do sistema de tratamento de imagens**

##### **1. ARQUIVOS**

**Função:** Permite gerenciar arquivos de dados e dados imagens.

1.1. Opção **Carregar** - permite ler arquivos de dados intermediários e ou imagem previamente preparados para que o sistema reconheça o formato de dados.

1.2. Opção **Gravar** - função de armazenamento dos arquivos intermediários e finais incluindo imagem e dados necessários aos processos.

1.3. Opção **Manutenção** - essa opção permite realizar alterações sobre arquivos de dados ou imagens com as opções Fonte, Copiar, Eliminar e Trocar nome.

## 2. CORREÇÃO

**Função:** permite efetuar correções radiométricas e geométricas em dados imagens.

2.1. Opção: **Radiométrica** - permite efetuar correções sobre os dados de imagens de natureza Atmosféricas, Bulk e Instrumental.

2.2. Opção: **Geométrica** - permite dois procedimentos básicos a citar: Polinomial e por Modelo matemático com as variantes Taxa de correção, Skew, Panorâmico e Combinado.

## 3. GEORREFERÊNCIA

**Função:** permite realizar georreferência a um sistema de coordenadas e registro entre imagens.

3.1. Opção: **Georreferência** - permite georreferenciar os pixels de imagens a um sistema de coordenadas geográficas ou UTM.

3.2. Opção: **Imagem/Imagem** - destina-se basicamente possibilitar a justaposição de pixels e por conseguinte registros de duas imagens, possibilitando por exemplo, estudos de monitoramento de fenômenos de natureza dinâmica.

## 4. REALCE

**Função:** permite executar operações sobre imagens no domínio espacial e espectral.

4.1. Opção: **Espacial** - no domínio espacial de trabalho com os dados, pode-se realizar operações de Convolução, Filtragem Espacial com os variantes Linear, Horizontal, Vertical, Diagonal, Roberts, Sobel, Prewitt, Detecção de bordas, e ainda, executarmos operações de Razão entre canais espectrais com as variantes Diferença e Normalização.

4.2. Opção: **Espectral** - Rotinas que permitem executar Operações pontuais sobre as imagens alterando-se valores de pixels de imagem, análise de histograma, manipulação de contraste com os variantes Contraste Linear, Saturação, Automático, Logarítmico, Exponencial e Por Partes. Nesse grupo de funções encontram-se também, as opções de equalização histogramétrica, comparação de histogramas e procedimentos de fatiamento com os variantes binarização e colorido.

## 5. TRANSFORMAR DADOS

**Função:** permite efetuar análise de componentes principais com a utilização de matrizes de covariância e correlação.

## 6. CLASSIFICAR

**Função:** permite classificar imagens segundo procedimentos supervisionados e não supervisionados.

6.1. Opção: **Supervisionada** - grupo de rotinas que permitem a classificação nas variantes máxima verossimilhança, distância mínima padronizada, distância mínima não padronizada e paralelepípedo. Esses procedimentos de classificação, necessitam previamente que o usuário estabeleça amostras das



classes de uso da terra, visando *treinar o algoritmo* de classificação.

6.2. Opção: **Não Supervisionada** - é formado pelo algoritmo de classificação K-Médias e, não requer amostragem das classes de uso da terra. O usuário deverá informar apenas o número de classes de uso da terra que deseja que sua imagem apresente no final do processo de classificação. Nesse tipo de procedimento, todos os pixels imagens serão classificados em alguma das classes.

## 7. EXTRAIR CARACTERÍSTICAS

**Função:** permite extração de características para melhor orientar a separabilidade das classes de uso da terra e também, operações aritméticas como adição, subtração e multiplicação.

## 8. FINALIZAR

**Função:** Encerra processamentos em curso, retornando ao sistema operacional do microcomputador. Exclui todos os arquivos temporários.

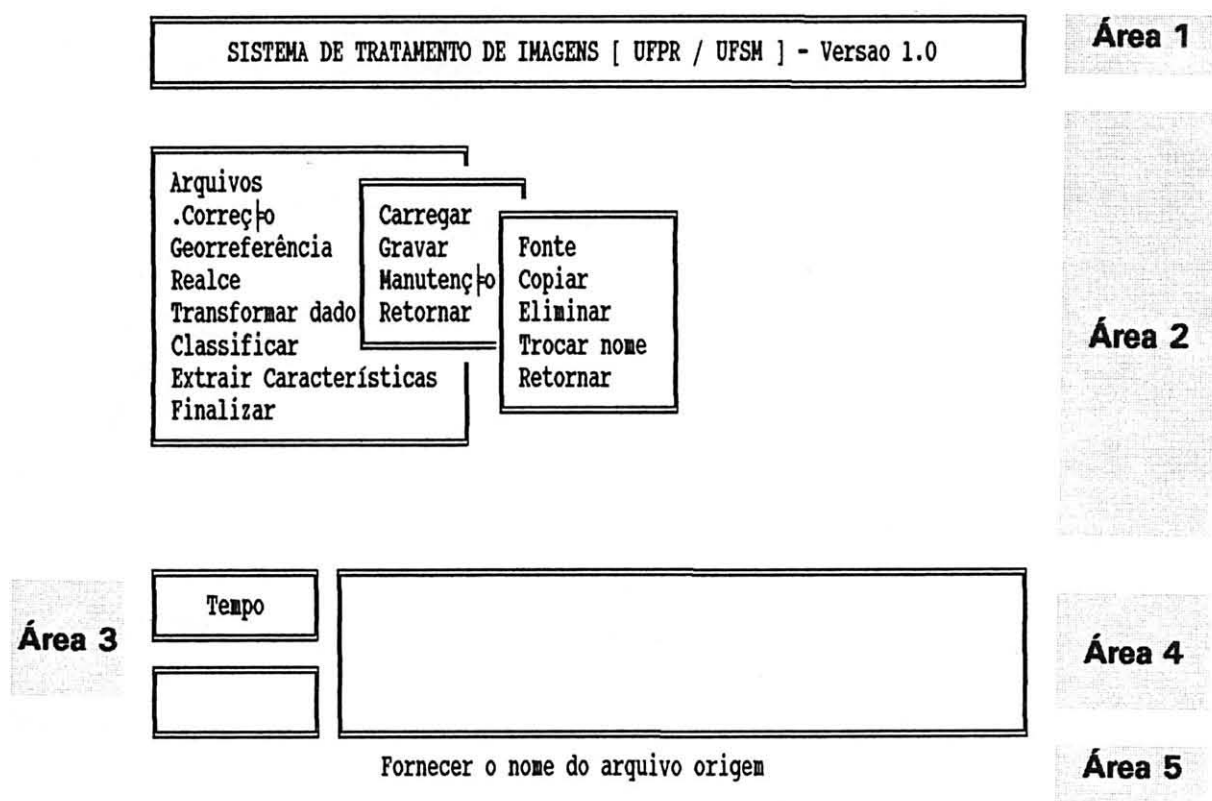


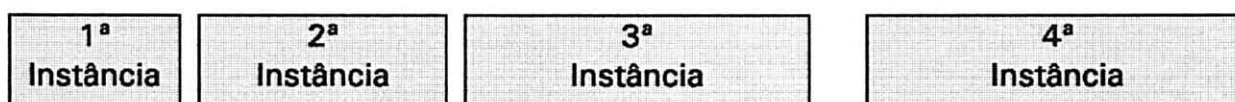
Figura 1 - Visualização inicial do Menu Principal do sistema de tratamento digital de imagens

## 2. Estrutura da árvore de ligação entre opções e rotinas computacionais

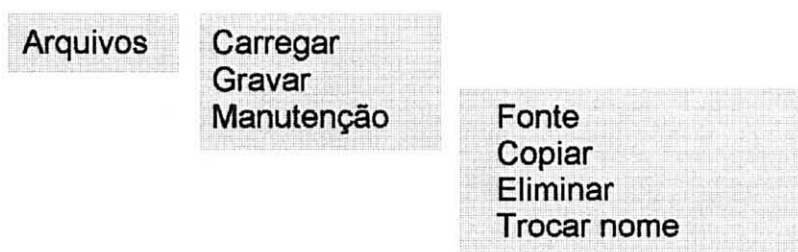
A estrutura da árvore segue instâncias de operação do software, isto é, sempre a última instância entre os elos de ligação das opções é que irão ativar a rotina correspondente, escolhida pela opção do usuário.

De forma genérica para as opções de Menu que estiverem nas 2ª, 3ª e 4ª instâncias é que efetivamente irão acionar os procedimentos previamente programados.

Exemplo: No Menu principal a opção **ARQUIVOS**, sub-menu *Manutenção*, a última instância é constituída pelas opções *Fonte*, *Copiar*, *Eliminar*, *Trocar nome*. Nesse caso, quando o usuário acionar uma dessas opções, é a que efetivamente propiciará o processamento escolhido.



### Opção **ARQUIVOS**



1 <sup>a</sup> Instância	2 <sup>a</sup> Instância	3 <sup>a</sup> Instância	4 <sup>a</sup> Instância
-----------------------------	-----------------------------	-----------------------------	-----------------------------

### Opção **CORREÇÃO**

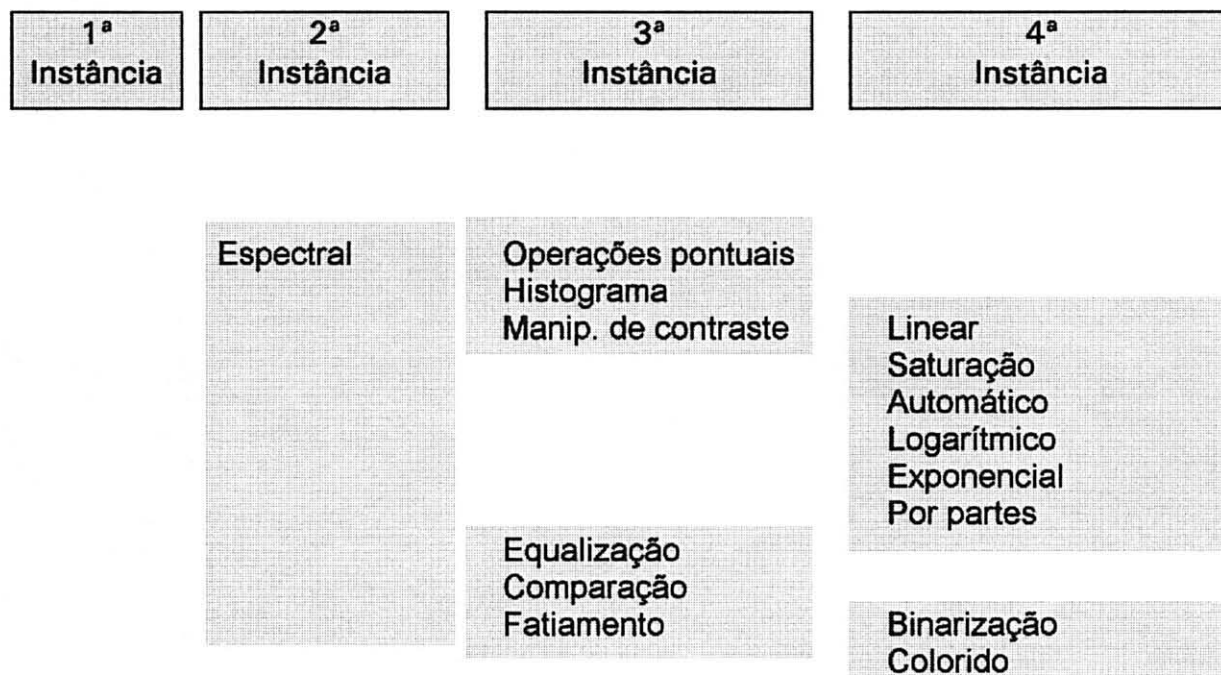
Correção	Radiométrica	Atmosférica Bulk Instrumental	
	Geométrica	Polinomial Modelo matemático	
			Taxa de correção Skew Panorâmico Combinado

### Opção **GEORREFERÊNCIA**

Georrefer.	Georreferência Imagem/Imagem
------------	---------------------------------

### Opção **REALCE**

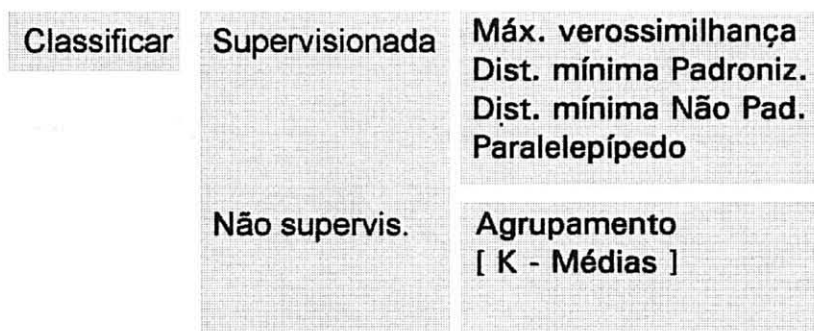
Realce	Espacial	Convolução Filtragem	Pela média Mediana
		Detectar bordas	Linear Horizontal Vertical Diagonal Roberts Sobel Prewitt
		Linear	Vertical Horizontal Diagonal
		Não Linear	
		Razão de canais	Diferença Normalização

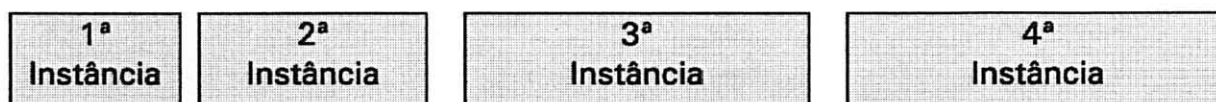


### Opção TRANSFORMAR DADOS

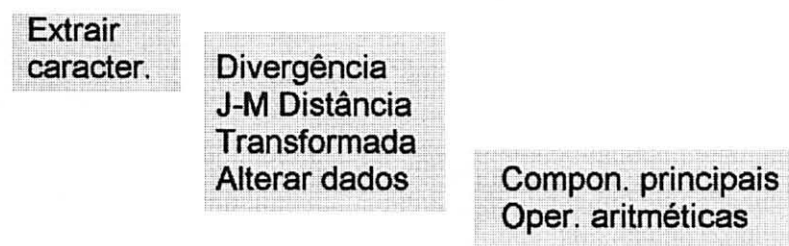


### Opção CLASSIFICAR





### Opção **EXTRAIR CARACTERÍSTICAS**

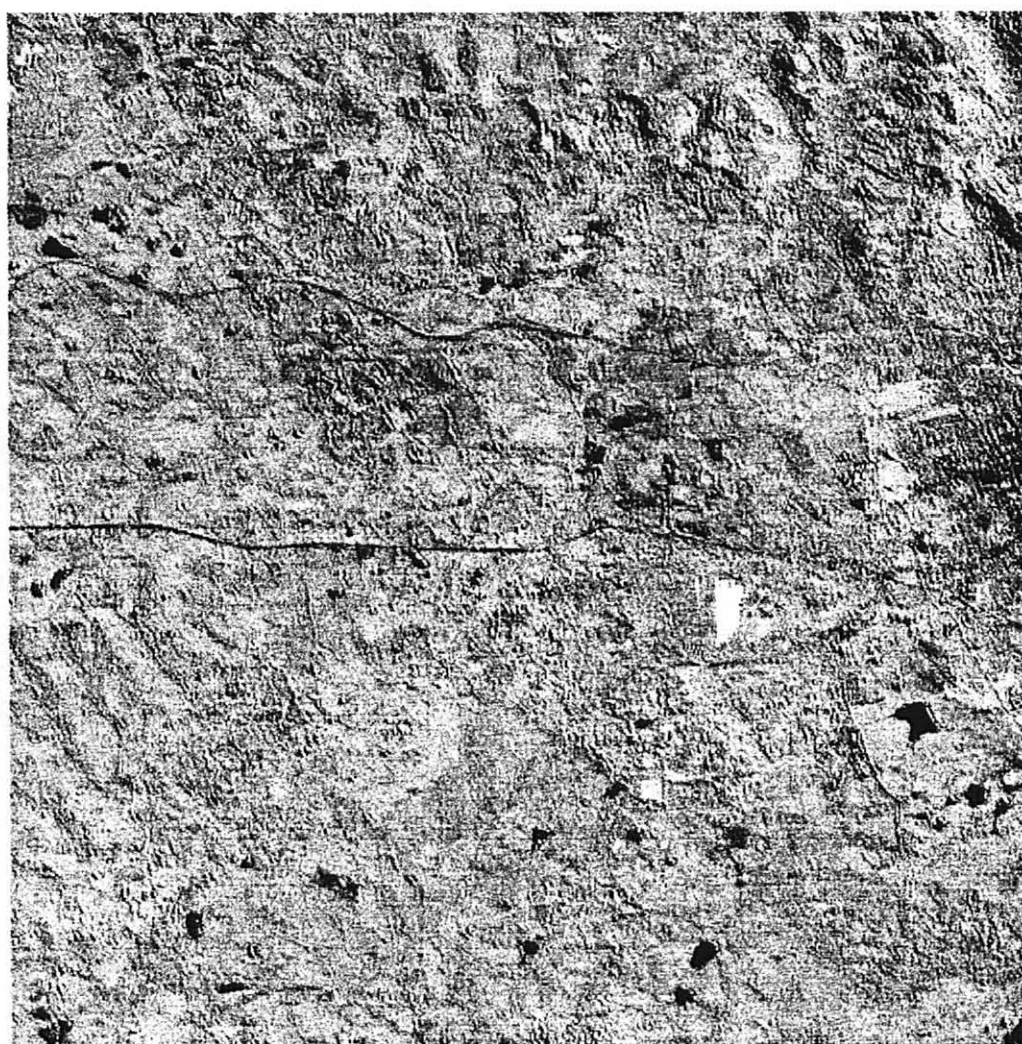


### Opção **FINALIZAR**



## Anexo 02

EXEMPLOS DE IMAGENS GERADAS POR FILTRAGEM ESPACIAL,  
SEGUNDO NOMENCLATURA DA METODOLOGIA



Escala Gráfica

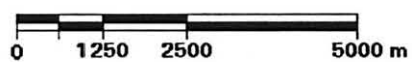
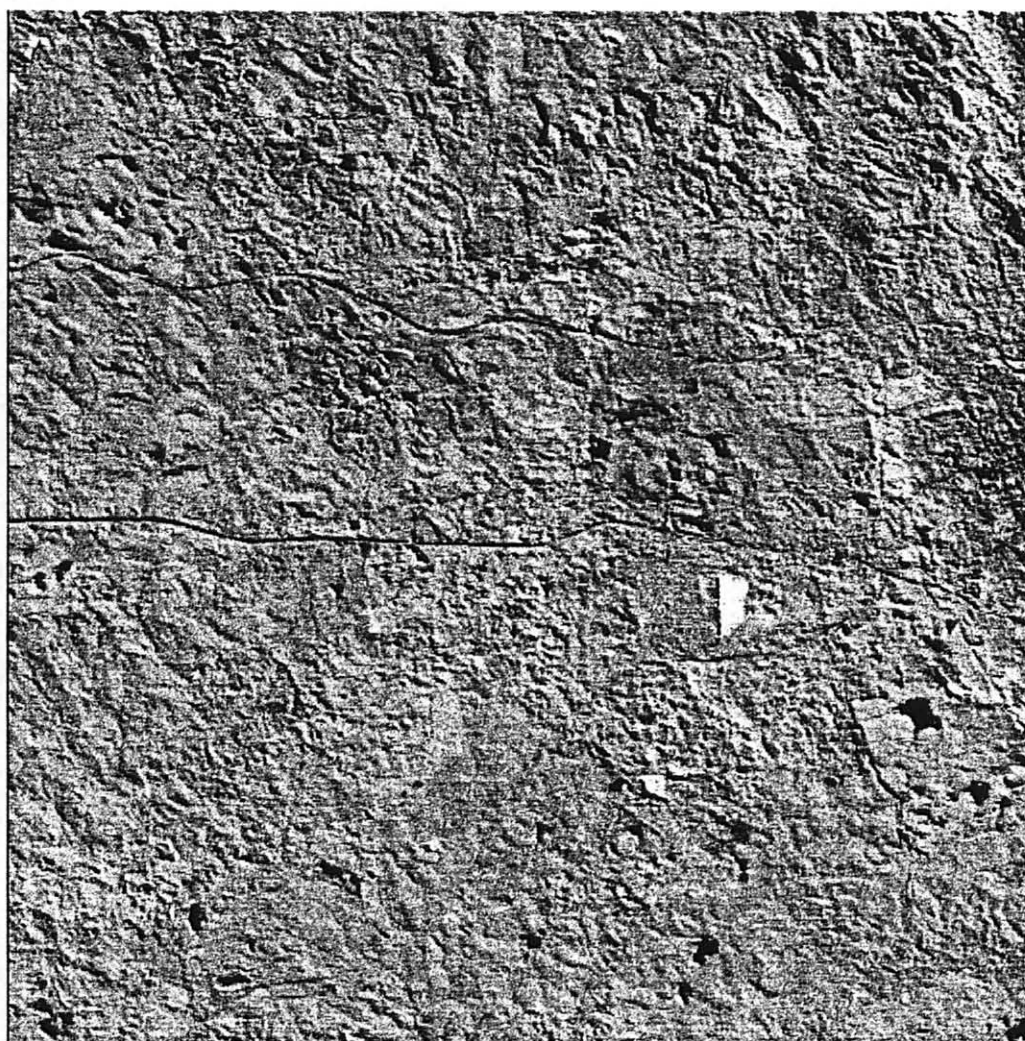


FIGURA A 2- 1- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO  
DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS VERTICAIS (FDLV)





Escala Gráfica

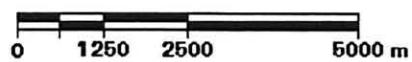
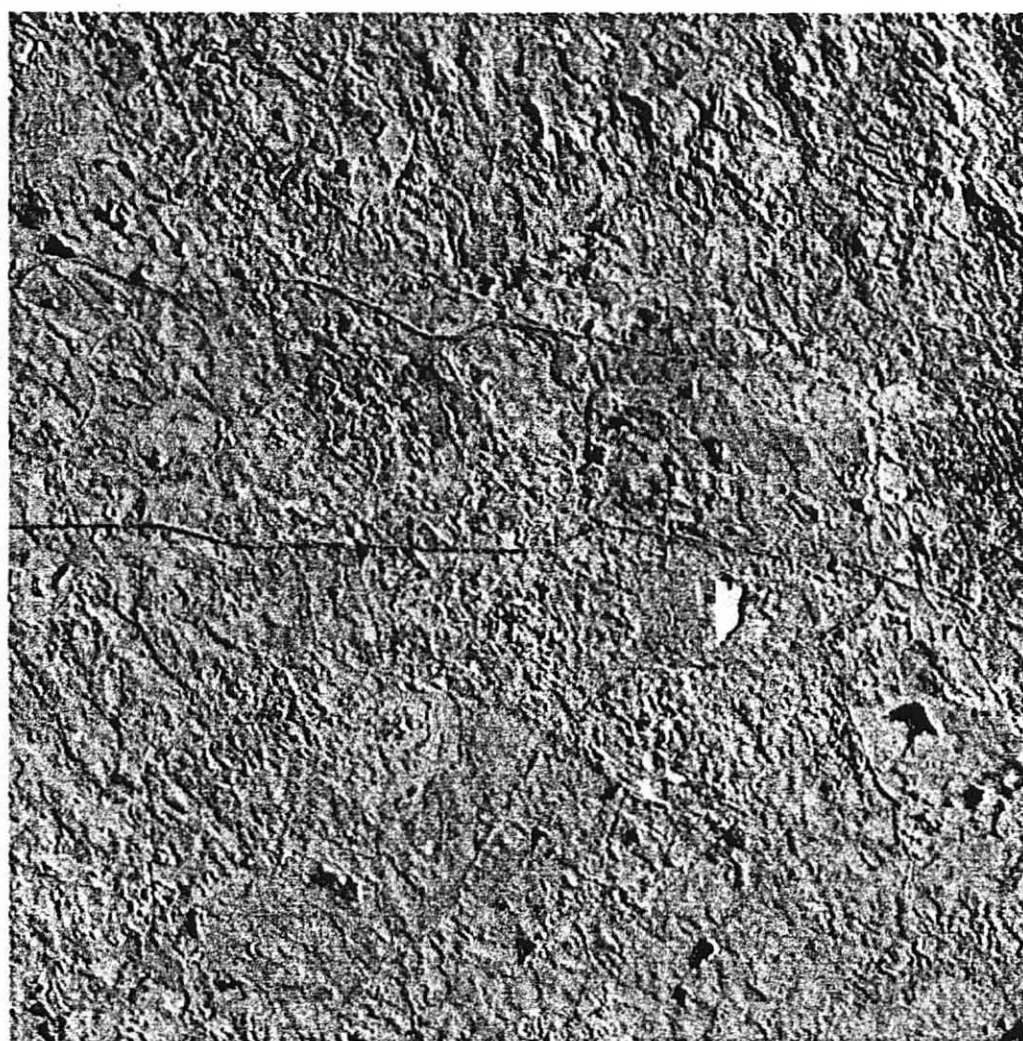


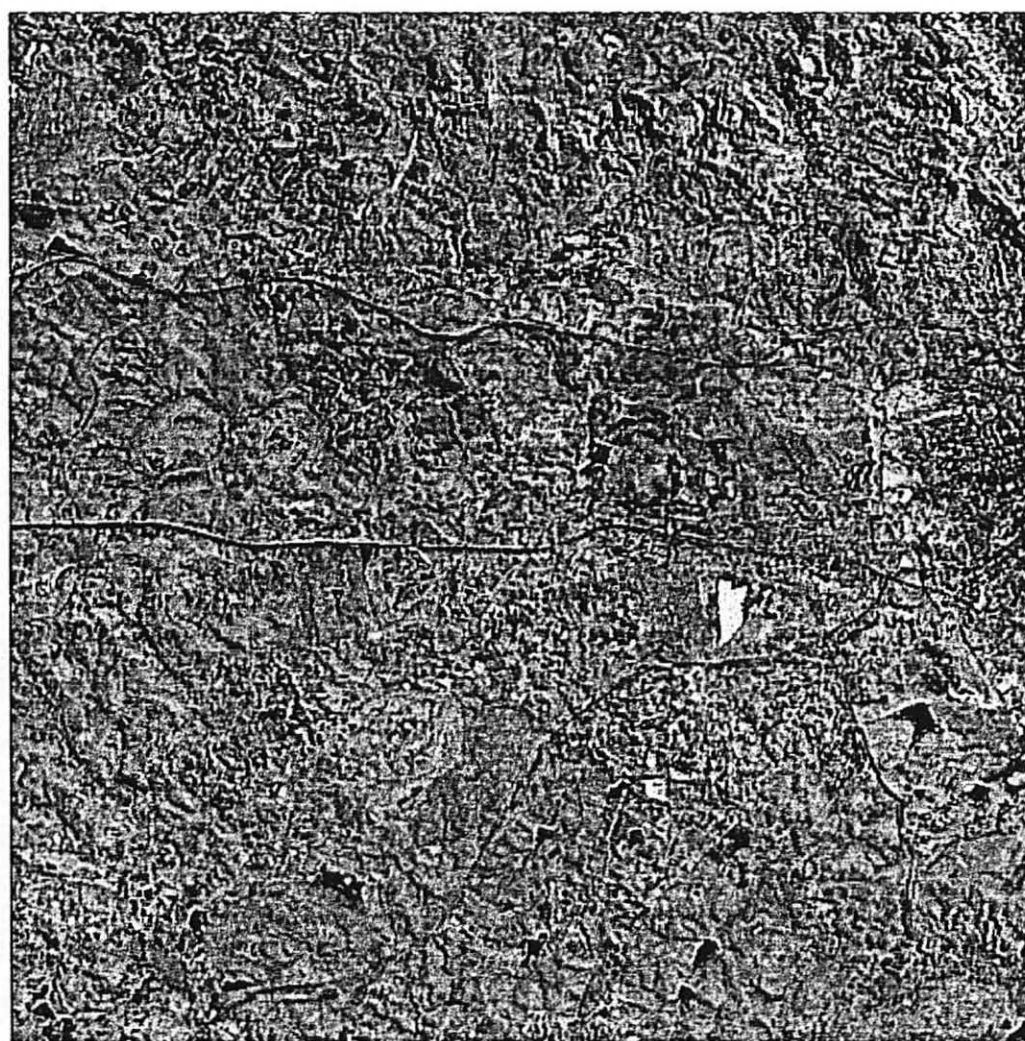
FIGURA A 2- 2- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO  
DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS HORIZONTAIS (FDLH)



Escala Gráfica



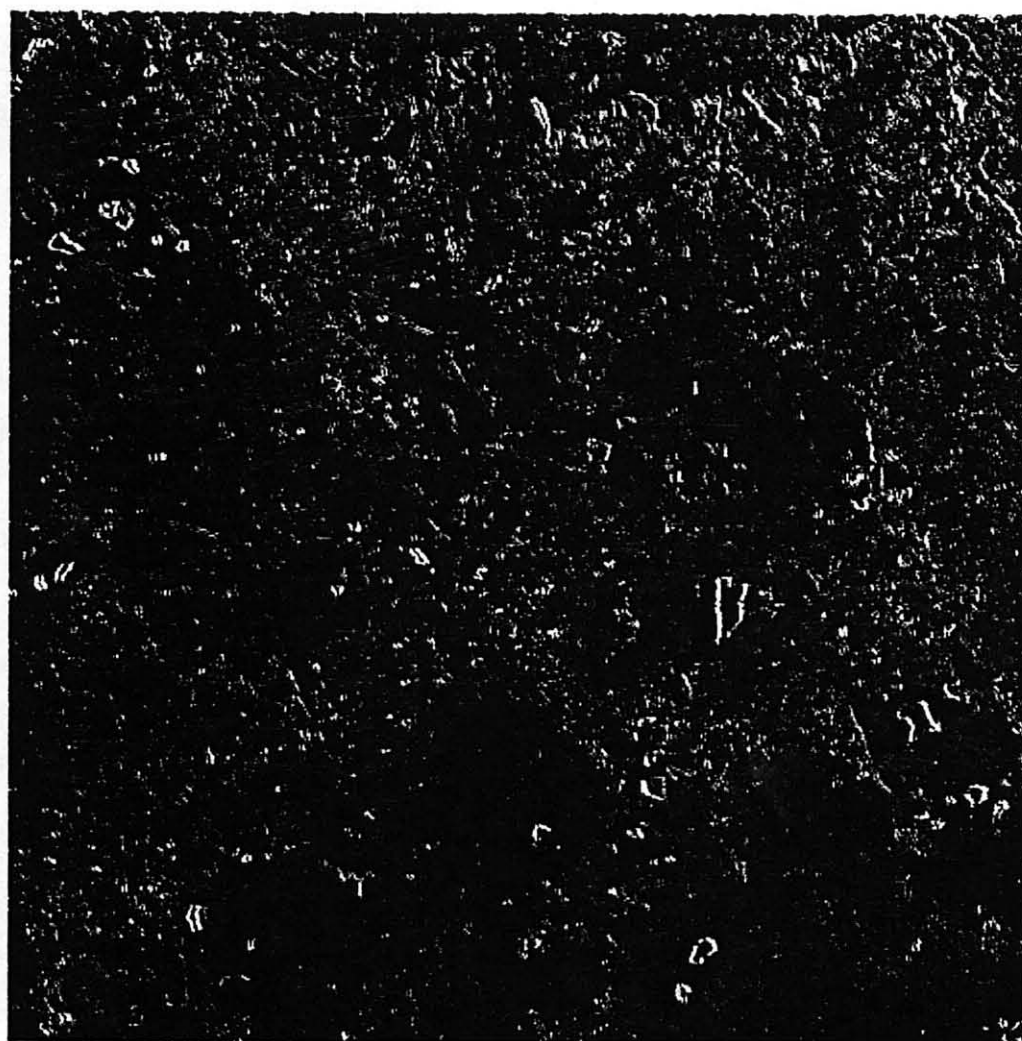
FIGURA A 2- 3- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO  
DERIVATIVO DETECTOR DE DIAGONAIS (FDD1)



Escala Gráfica



FIGURA A 2- 4- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO  
DETECTOR DE PEQUENAS MANCHAS (FDPM)

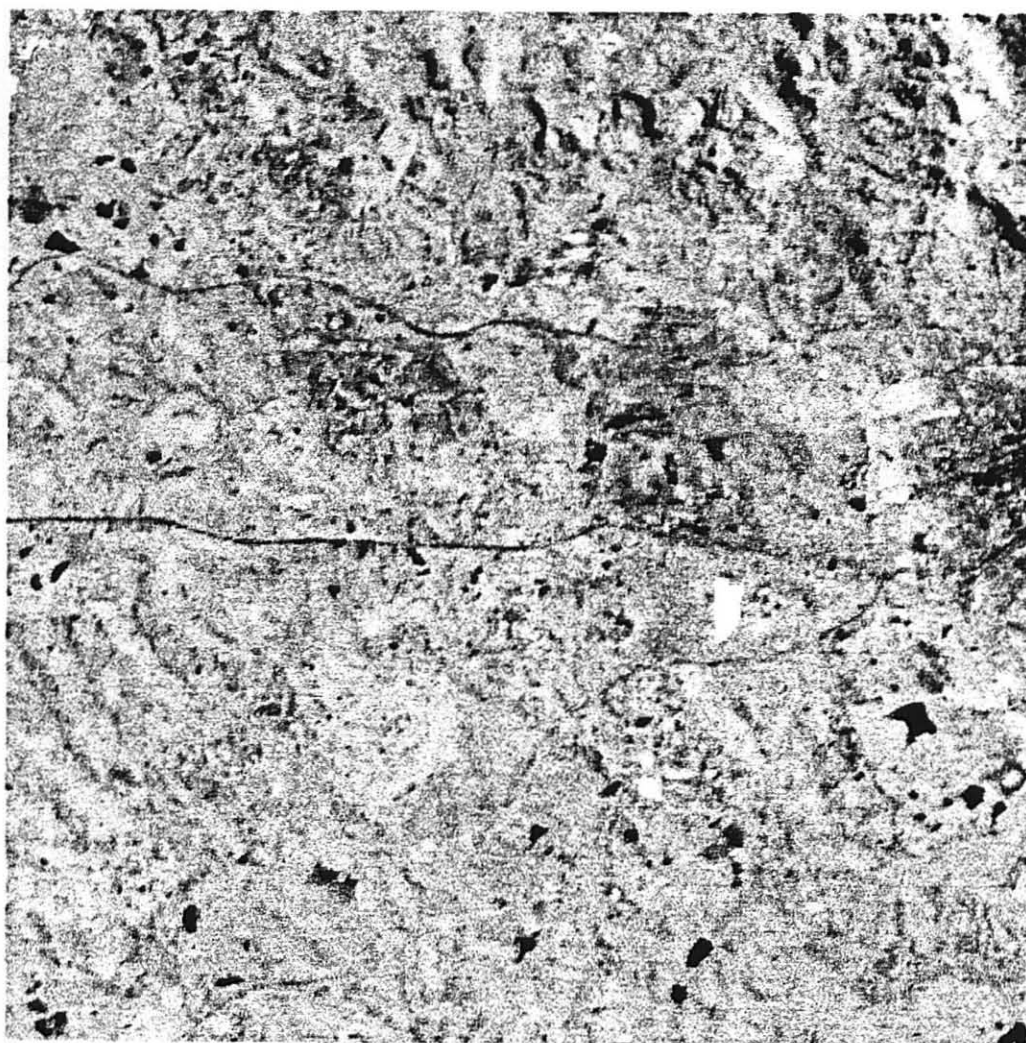


Escola Gráfica



FIGURA A 2- 5- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO  
DETECTOR DE DIREÇÃO NORTE (FCN)





Escala Gráfica



FIGURA A 2- 6- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO PASSA-BAIXA TIPO 1 (FPB1)



Escala Gráfica



FIGURA A 2- 7- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO PASSA-  
ALTA TIPO 5 (FPA5)

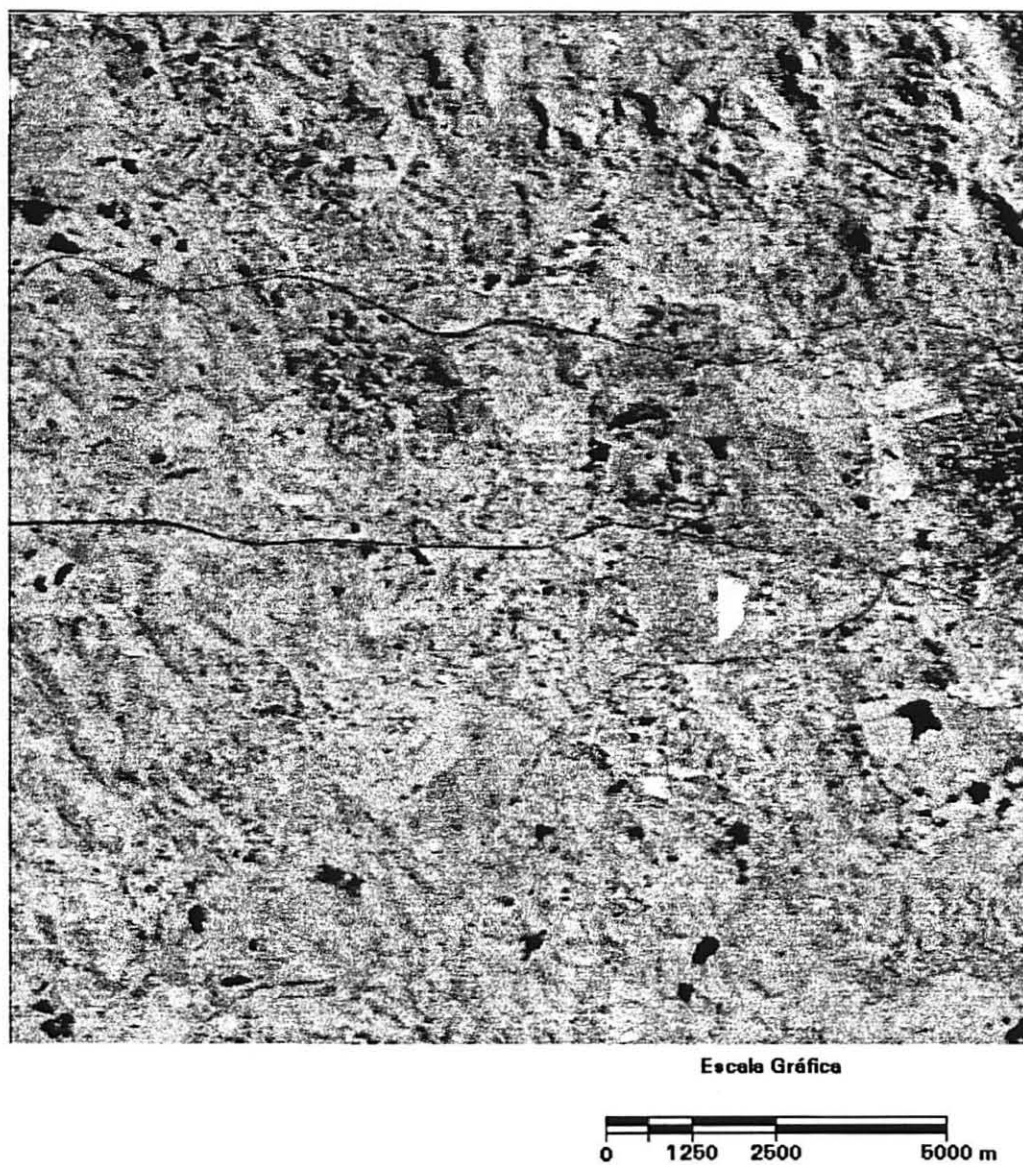
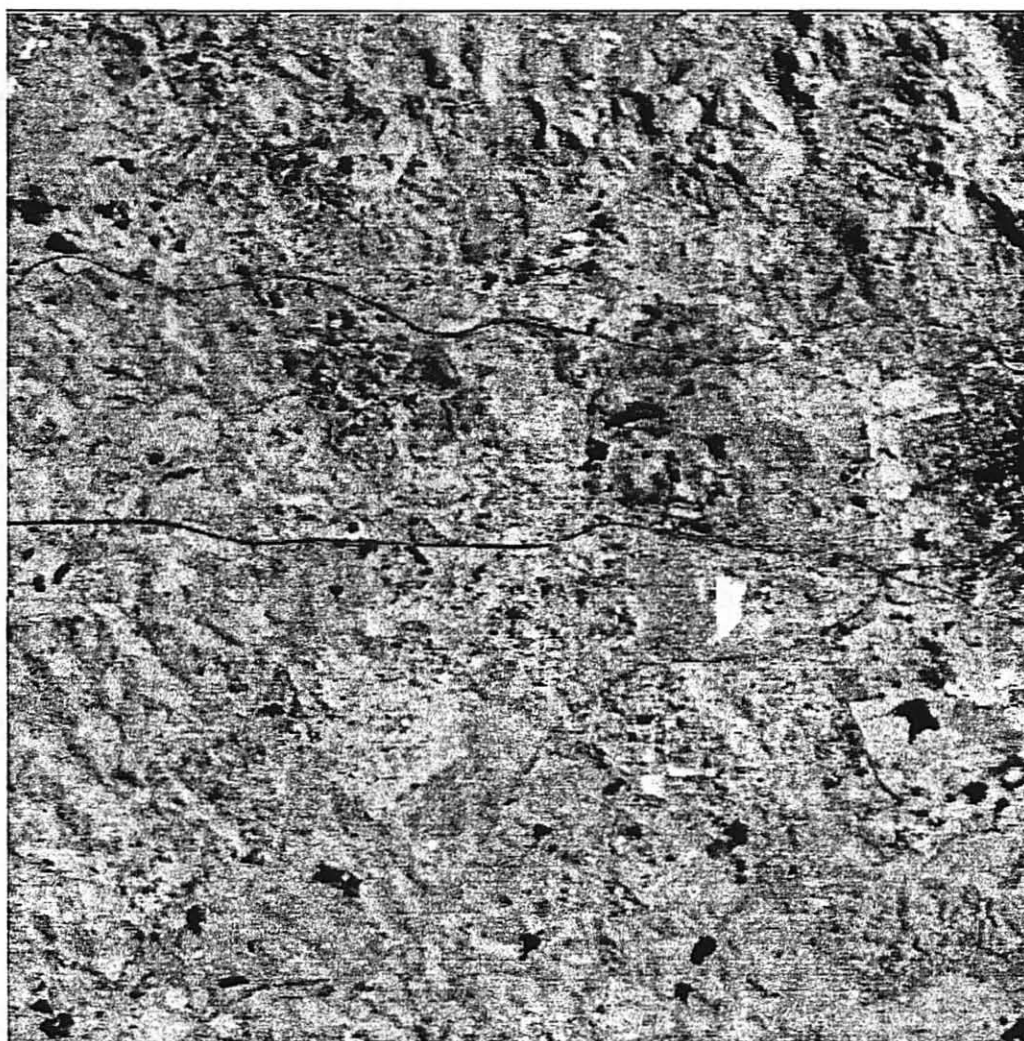


FIGURA A 2- 8- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE PREWITT TIPO H1



Escala Gráfica



FIGURA A 2- 9- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL  
TIPO H1





FIGURA A 2-10- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL  
TIPO H2

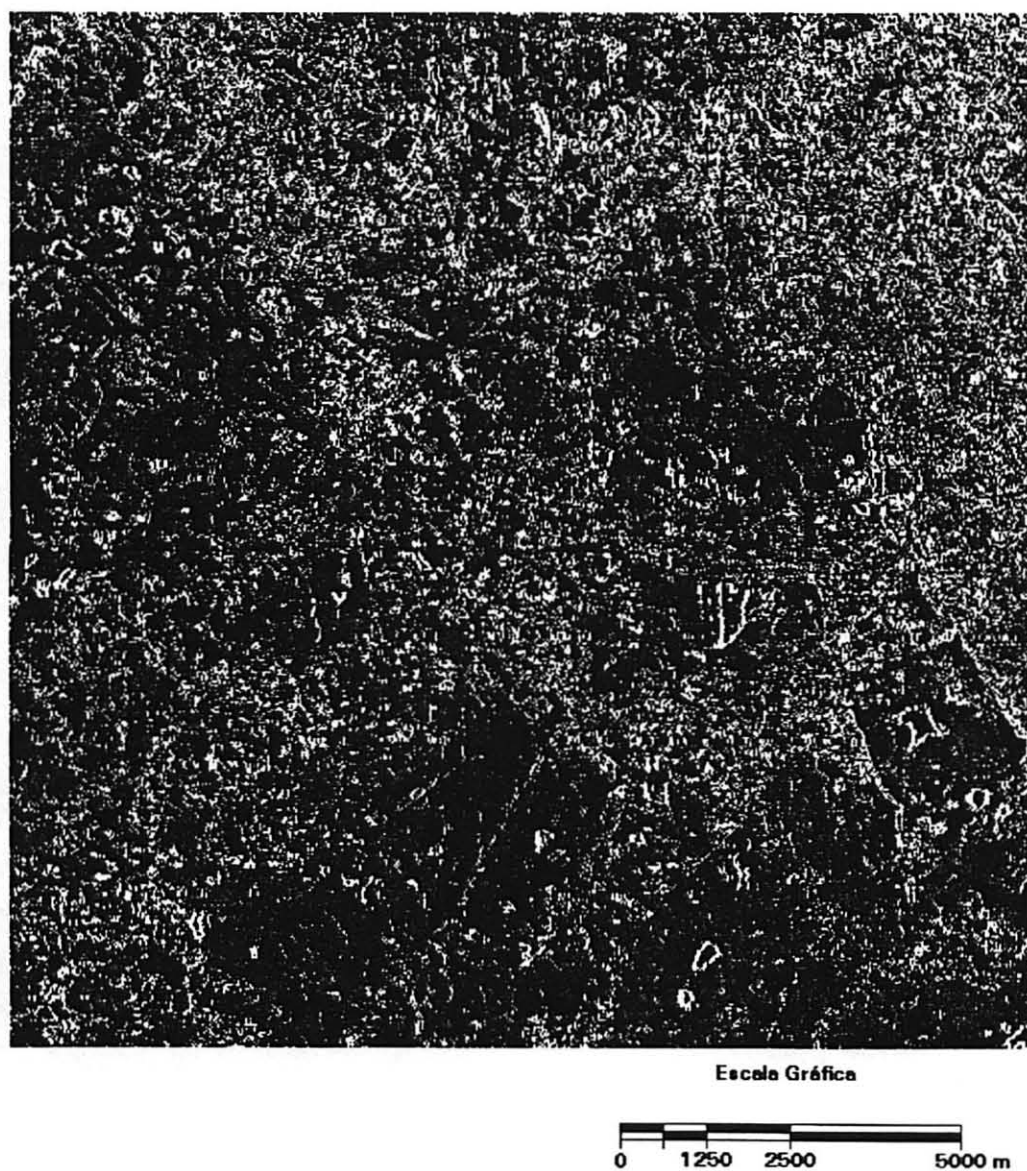


FIGURA A 2-11- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS HORIZONTAIS - TIPO H1

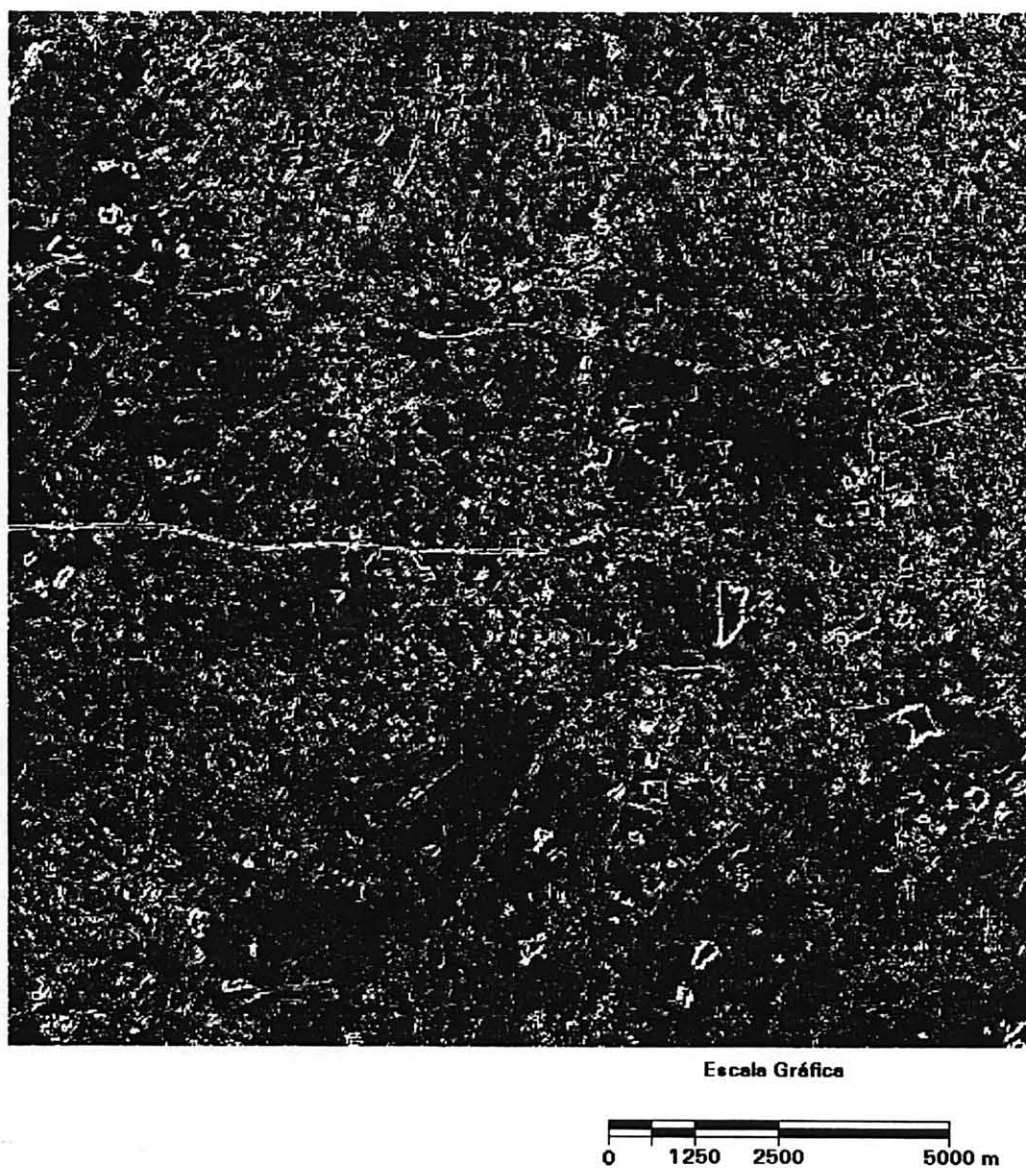


FIGURA A 2-12- IMAGEM TM BANDA 4 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS VERTICAIS - TIPO H2

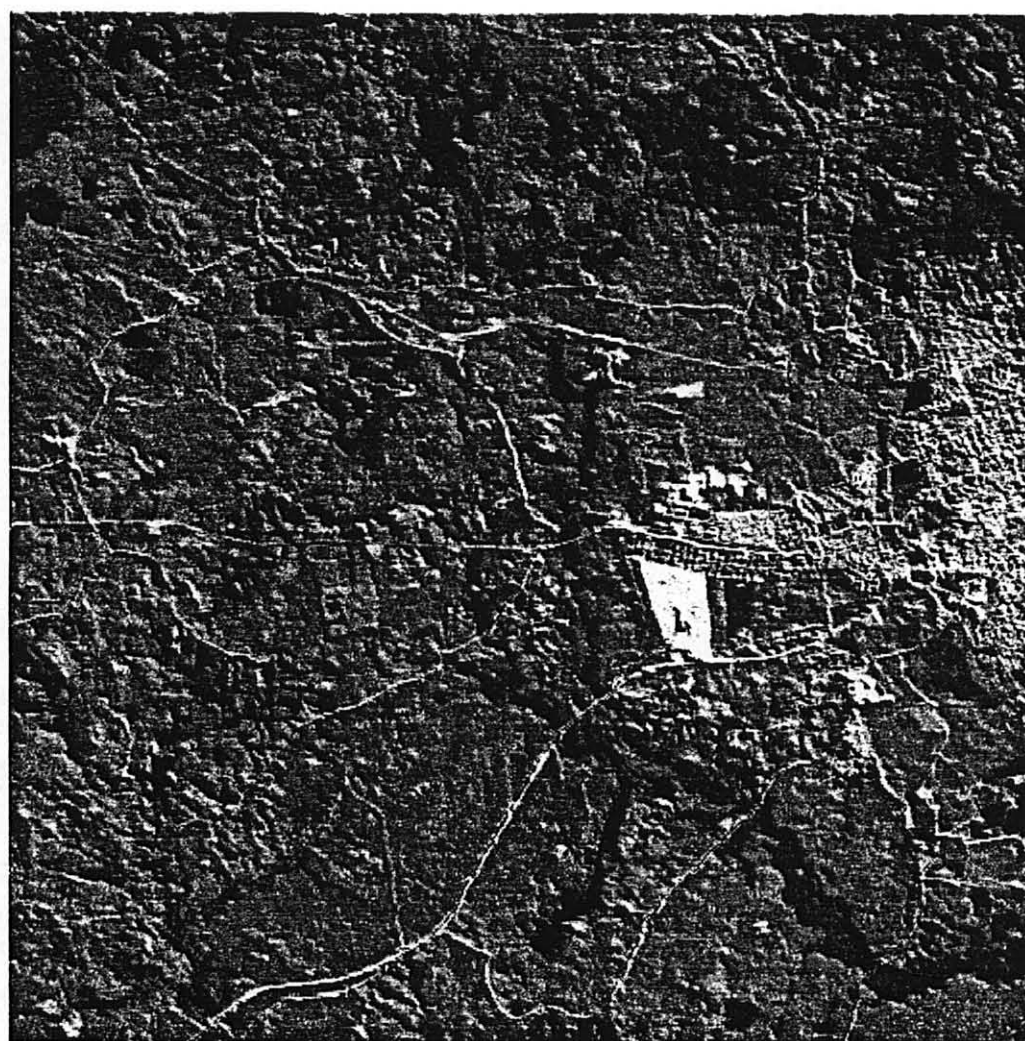


Esala Gráfica



FIGURA A 2-13- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO-  
DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS VERTICAIS (FDLV)





Escala Gráfica



FIGURA A 2-14- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO  
DERIVATIVO DETECTOR DE LINHAS HORIZONTAIS (FDLH)



FIGURA A 2-15- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO  
DERIVATIVO DETECTOR DE DIAGONAIS (FDD1)



Escala Gráfica

0 1250 2500 5000 m

FIGURA A 2-16- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO  
DETECTOR DE PEQUENAS MANCHAS (FDPM)



Escala Gráfica

0 1250 2500 5000 m

FIGURA A 2-17- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO  
DETECTOR DE DIREÇÃO NORTE (FCN)





Escala Gráfica



FIGURA A 2-18- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO PASSA-BAIXA TIPO 1 (FPB1)



Escala Gráfica



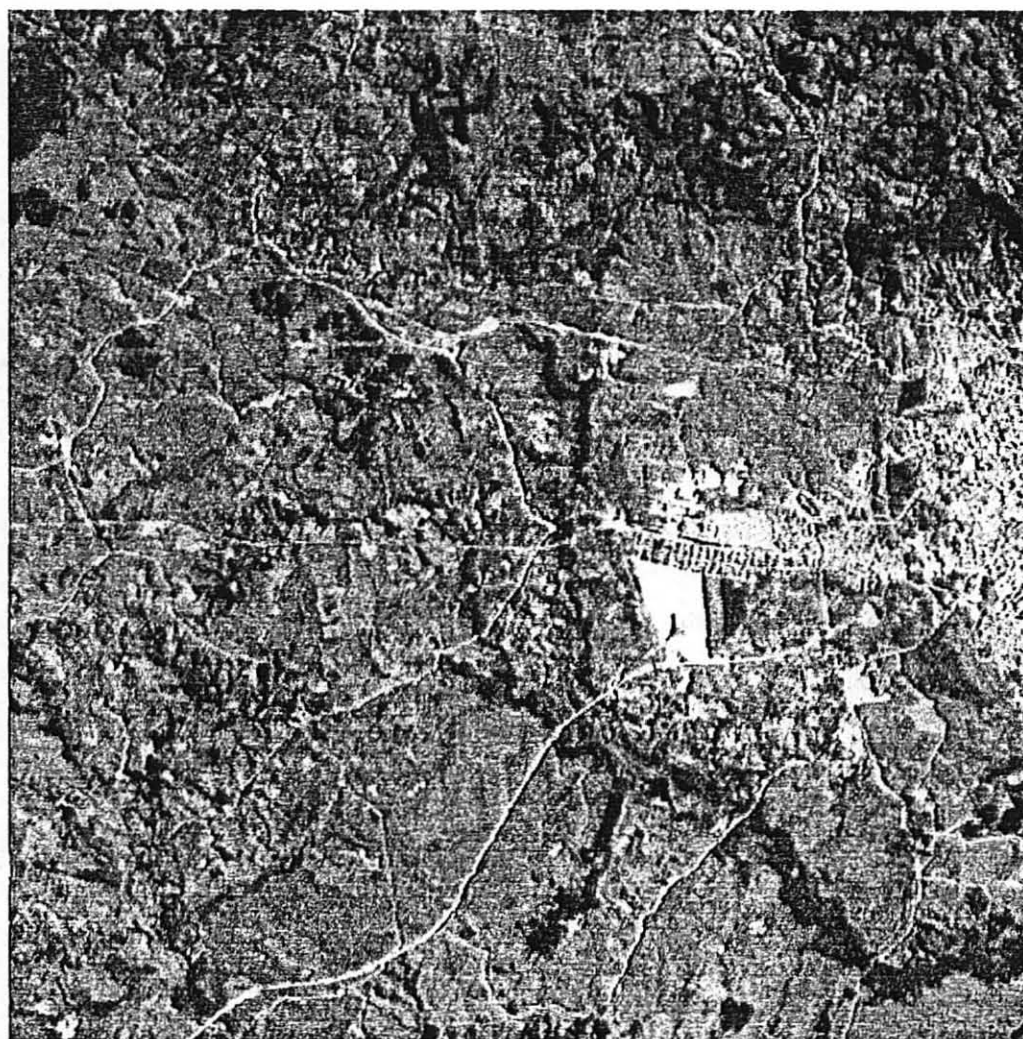
FIGURA A 2-19- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO PASSA-  
ALTA TIPO 5 (FPA5)



Escala Gráfica

0 1250 2500 5000 m

FIGURA A 2-20- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE PREWITT TIPO H1



Esala Gráfica



FIGURA A 2-21- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL  
TIPO H1

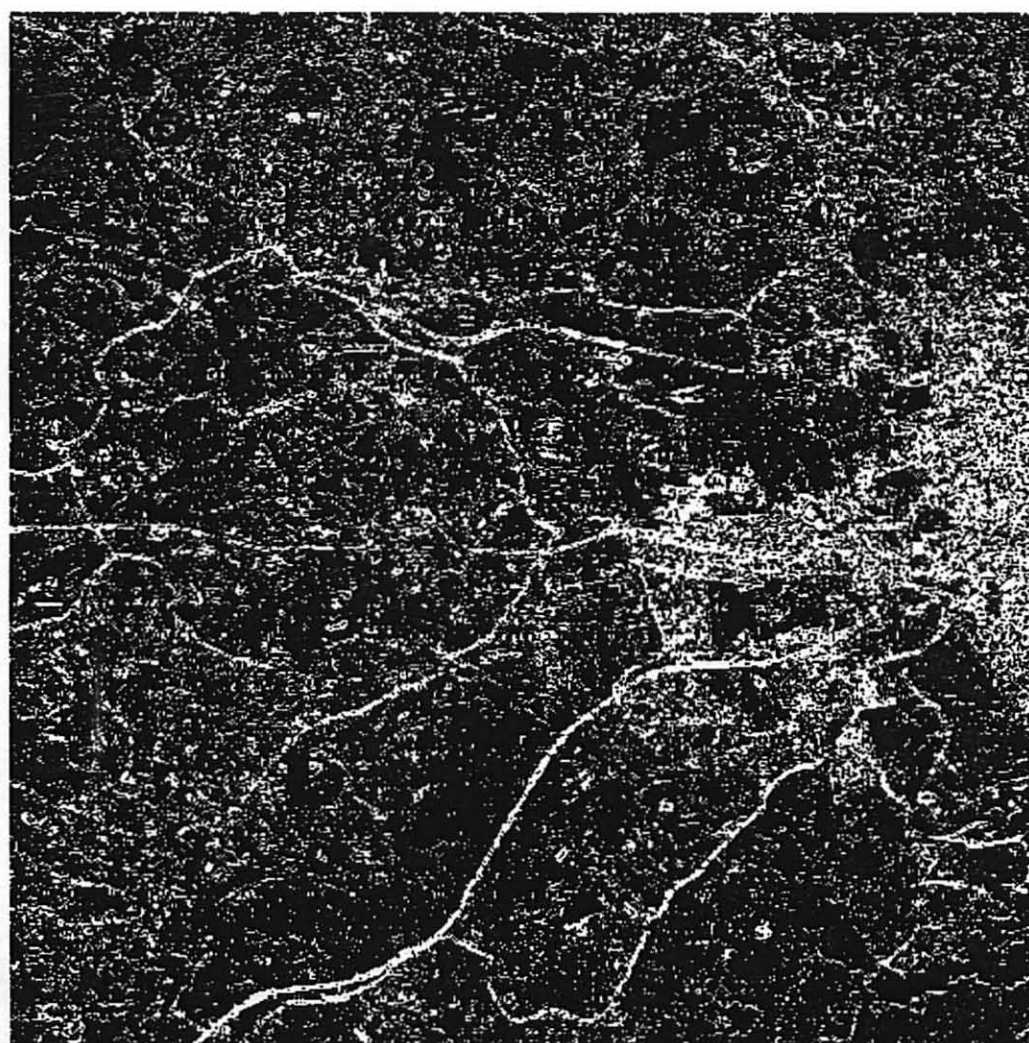




Escala Gráfica

0 1250 2500 5000 m

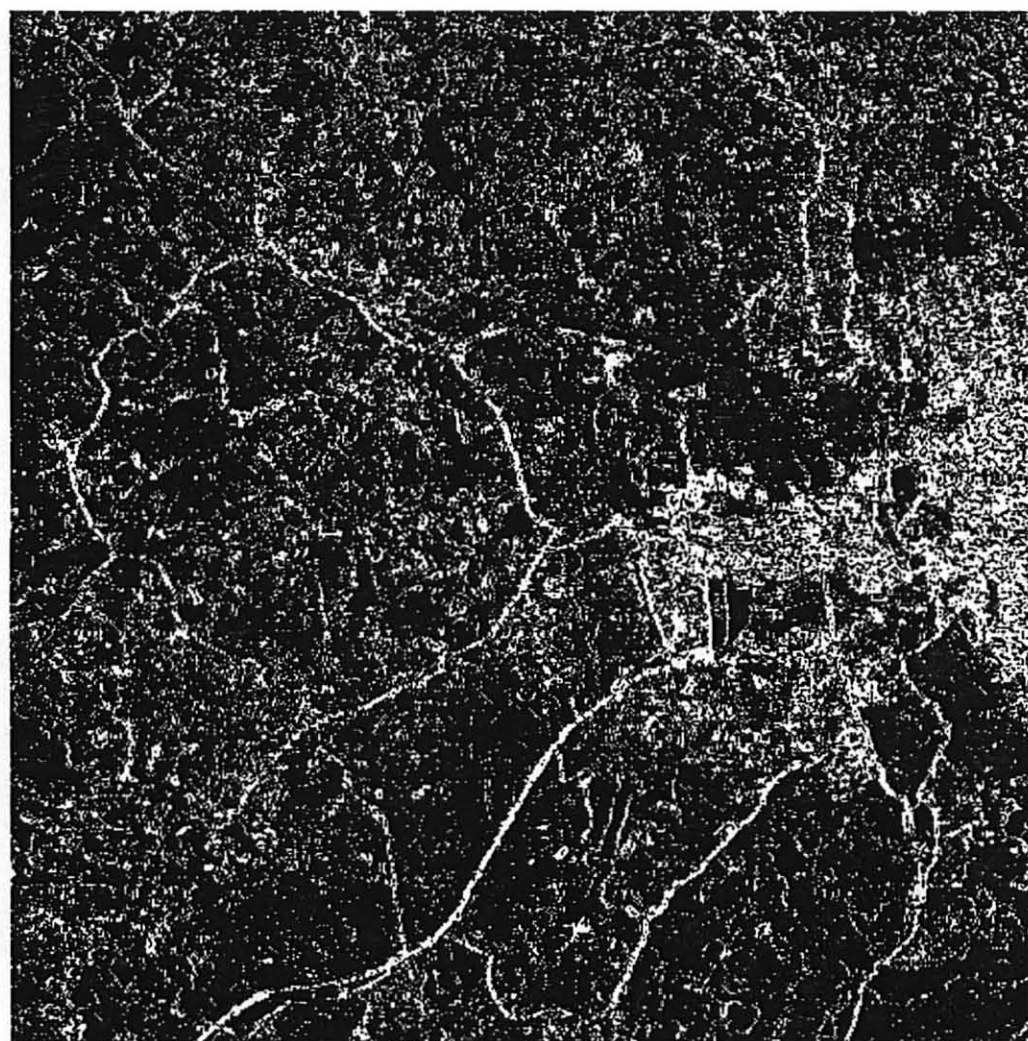
FIGURA A 2-22- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE SOBEL  
TIPO H2



Escala Gráfica



FIGURA A 2-23- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS HORIZONTAIS - TIPO H1



Escala Gráfica



FIGURA A 2-24- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT LINHAS VERTICAIS - TIPO H2

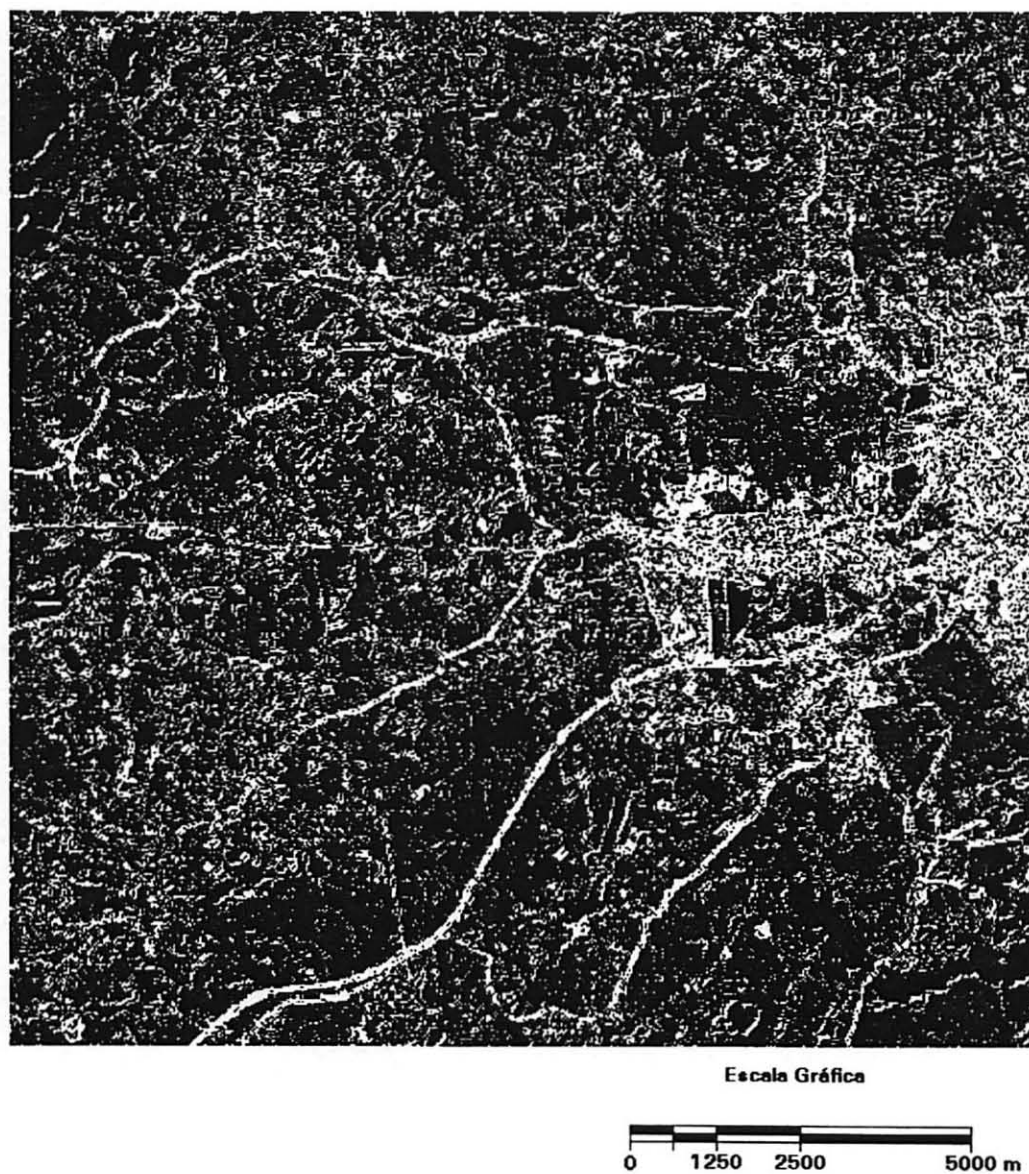


FIGURA A 2-25- IMAGEM TM BANDA 3 FILTRADA COM O FILTRO DE ROBERT DIAGONAL 1 - TIPO H1



### Anexo 03

Exemplo de análise estatística de uma imagem parcial  
TM 4 e os correspondentes histogramas de frequência  
numérico e gráfico

A 3-1 IMAGEM PARCIAL TM BANDA 4



Escala Gráfica



## IMAGEM PARCIAL BANDA ESPECTRAL TM 4

&gt;&gt; Histogramas Numérico e Gráfico &lt;&lt;

Arq. Imagem [ est\_4.img ]

Hora [ 20:48:57.37 ]

Data [ 7/ 2/1995-2]

Coordenadas amostradas

Pixel inicial = 0 Registro inicial = 0  
 final = 511 final = 511

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
8	13	13	0.00	0.00
9	37	50	0.01	0.02
10	106	156	0.04	0.06
11	210	366	0.08	0.14
12	91	457	0.03	0.17
13	46	503	0.02	0.19
14	46	549	0.02	0.21
15	50	599	0.02	0.23
16	68	667	0.03	0.25
17	40	707	0.02	0.27
18	39	746	0.01	0.28
19	45	791	0.02	0.30
20	39	830	0.01	0.32
21	42	872	0.02	0.33
22	29	901	0.01	0.34
23	48	949	0.02	0.36
24	66	1015	0.03	0.39
25	54	1069	0.02	0.41
26	64	1133	0.02	0.43
27	46	1179	0.02	0.45
28	83	1262	0.03	0.48
29	70	1332	0.03	0.51
30	30	1362	0.01	0.52
31	96	1458	0.04	0.56
32	56	1514	0.02	0.58
33	137	1651	0.05	0.63
34	83	1734	0.03	0.66
35	140	1874	0.05	0.71
36	150	2024	0.06	0.77
37	210	2234	0.08	0.85
38	167	2401	0.06	0.92
39	136	2537	0.05	0.97
40	257	2794	0.10	1.07
41	304	3098	0.12	1.18
42	439	3537	0.17	1.35
43	347	3884	0.13	1.48
44	336	4220	0.13	1.61
45	647	4867	0.25	1.86
46	774	5641	0.30	2.15

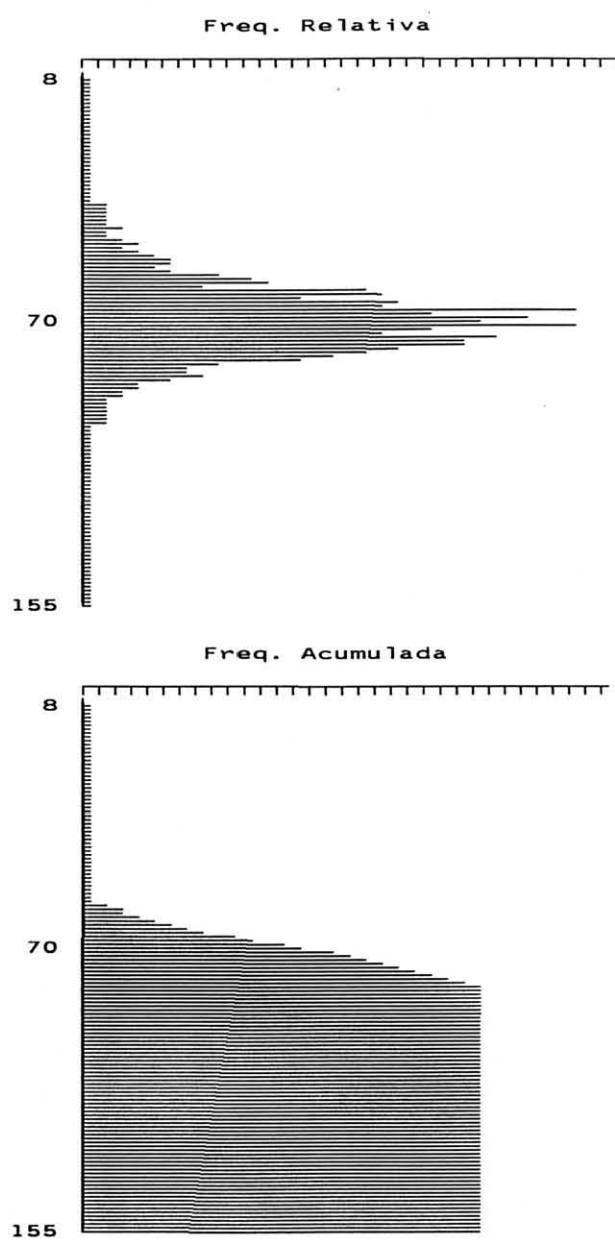
47	606	6247	0.23	2.38
48	667	6914	0.25	2.64
49	867	7781	0.33	2.97
50	1339	9120	0.51	3.48
51	1201	10321	0.46	3.94
52	1438	11759	0.55	4.49
53	1967	13726	0.75	5.24
54	2361	16087	0.90	6.14
55	2386	18473	0.91	7.05
56	1944	20417	0.74	7.79
57	2302	22719	0.88	8.67
58	4020	26739	1.53	10.20
59	4934	31673	1.88	12.08
60	5485	37158	2.09	14.17
61	3665	40823	1.40	15.57
62	8278	49101	3.16	18.73
63	9023	58124	3.44	22.17
64	6415	64539	2.45	24.62
65	9472	74011	3.61	28.23
66	8749	82760	3.34	31.57
67	14959	97719	5.71	37.28
68	10346	108065	3.95	41.22
69	13707	121772	5.23	46.45
70	12179	133951	4.65	51.10
71	14715	148666	5.61	56.71
72	10488	159154	4.00	60.71
73	8760	167914	3.34	64.05
74	12580	180494	4.80	68.85
75	11388	191882	4.34	73.20
76	11378	203260	4.34	77.54
77	9551	212811	3.64	81.18
78	8290	221101	3.16	84.34
79	7709	228810	2.94	87.28
80	6476	235286	2.47	89.75
81	3916	239202	1.49	91.25
82	3174	242376	1.21	92.46
83	3120	245496	1.19	93.65
84	3369	248865	1.29	94.93
85	2537	251402	0.97	95.90
86	1686	253088	0.64	96.55
87	1531	254619	0.58	97.13
88	1077	255696	0.41	97.54
89	784	256480	0.30	97.84
90	636	257116	0.24	98.08
91	545	257661	0.21	98.29
92	522	258183	0.20	98.49
93	576	258759	0.22	98.71
94	452	259211	0.17	98.88
95	319	259530	0.12	99.00
96	373	259903	0.14	99.15
97	238	260141	0.09	99.24
98	178	260319	0.07	99.30
99	157	260476	0.06	99.36
100	147	260623	0.06	99.42
101	180	260803	0.07	99.49
102	144	260947	0.05	99.54
103	118	261065	0.05	99.59
104	110	261175	0.04	99.63
105	87	261262	0.03	99.66
106	65	261327	0.02	99.69
107	77	261404	0.03	99.72
108	52	261456	0.02	99.74

109	50	261506	0.02	99.76
110	60	261566	0.02	99.78
111	37	261603	0.01	99.79
112	27	261630	0.01	99.80
113	33	261663	0.01	99.82
114	27	261690	0.01	99.83
115	17	261707	0.01	99.83
116	11	261718	0.00	99.84
117	29	261747	0.01	99.85
118	19	261766	0.01	99.86
119	25	261791	0.01	99.87
120	13	261804	0.00	99.87
121	19	261823	0.01	99.88
122	17	261840	0.01	99.88
123	20	261860	0.01	99.89
124	18	261878	0.01	99.90
125	17	261895	0.01	99.91
126	15	261910	0.01	99.91
127	27	261937	0.01	99.92
128	22	261959	0.01	99.93
129	17	261976	0.01	99.94
130	19	261995	0.01	99.94
131	31	262026	0.01	99.95
132	28	262054	0.01	99.97
133	21	262075	0.01	99.97
134	16	262091	0.01	99.98
135	19	262110	0.01	99.99
136	16	262126	0.01	99.99
137	10	262136	0.00	100.00
138	3	262139	0.00	100.00
139	1	262140	0.00	100.00
141	1	262141	0.00	100.00
145	1	262142	0.00	100.00
148	1	262143	0.00	100.00
155	1	262144	0.00	100.00

**Média** = 69.8513  
**Variância** = 109.2915  
**Desvio Padrao** = 10.4543  
**Mínimo** = 8  
**Máximo** = 155  
**Amplitude** = 147

## A 3-2 FREQUÊNCIA RELATIVA E ACUMULADA DA IMAGEM PARCIAL

TM BANDA 4



## Anexo 04

Exemplo de análise estatística por classe de uso da terra  
com histogramas de frequência numérico e gráfico,  
para a banda espectral TM3

ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

SOLO EXPOSTO

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21: 5:42.18 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

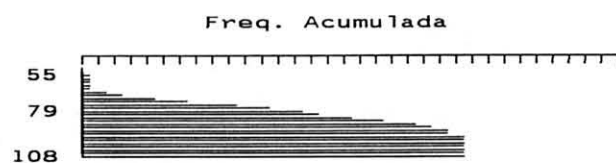
Classe de Uso [ Solo exposto ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
55	1	1	0.67	0.67
66	1	2	0.67	1.33
69	1	3	0.67	2.00
71	1	4	0.67	2.67
72	2	6	1.33	4.00
73	7	13	4.67	8.67
74	7	20	4.67	13.33
75	10	30	6.67	20.00
76	12	42	8.00	28.00
77	18	60	12.00	40.00
78	10	70	6.67	46.67
79	11	81	7.33	54.00
80	8	89	5.33	59.33
81	13	102	8.67	68.00
82	12	114	8.00	76.00
83	13	127	8.67	84.67
84	6	133	4.00	88.67
85	4	137	2.67	91.33
86	3	140	2.00	93.33
87	4	144	2.67	96.00
88	1	145	0.67	96.67
89	1	146	0.67	97.33
90	1	147	0.67	98.00
103	1	148	0.67	98.67
107	1	149	0.67	99.33
108	1	150	0.67	100.00

Média	=	79.4800
Variância	=	35.5029
Desvio Padrao	=	5.9584
Mínimo	=	55
Máximo	=	108
Amplitude	=	53



A 4-1 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA SOLO-EXPOSTO



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

AGRICULTURA

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21: 7:28.40 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Agricultura ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
15	3	3	1.05	1.05
16	1	4	0.35	1.39
17	10	14	3.48	4.88
18	18	32	6.27	11.15
19	47	79	16.38	27.53
20	57	136	19.86	47.39
21	110	246	38.33	85.71
22	28	274	9.76	95.47
23	7	281	2.44	97.91
24	2	283	0.70	98.61
25	3	286	1.05	99.65
26	1	287	0.35	100.00

Média	=	20.2927
Variância	=	2.4509
Desvio Padrao	=	1.5655
Mínimo	=	15
Máximo	=	26
Amplitude	=	11

A 4-2 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA AGRICULTURA

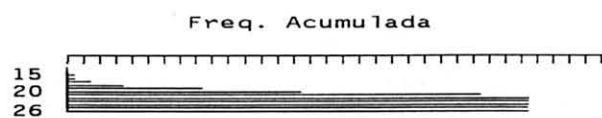
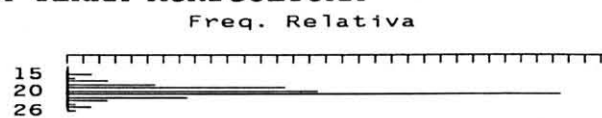


TABELA A 4-3 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA  
 ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA  
 CAMPO Análise Estatística <<

Hora [ 21: 9:45.66 ]

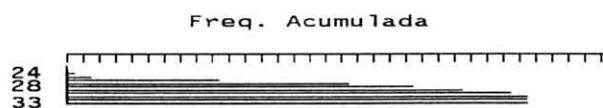
Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Campo ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
24	7	7	1.43	1.43
25	21	28	4.28	5.70
26	128	156	26.07	31.77
27	137	293	27.90	59.67
28	65	358	13.24	72.91
29	49	407	9.98	82.89
30	62	469	12.63	95.52
31	19	488	3.87	99.39
32	2	490	0.41	99.80
33	1	491	0.20	100.00
Média	=	27.5092		
Variância	=	2.7632		
Desvio Padrao	=	1.6623		
Mínimo	=	24		
Máximo	=	33		
Amplitude	=	9		

A 4-3 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA CAMPO



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

CAMPO SECO/QUEIM.

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:10:51. 2 ]

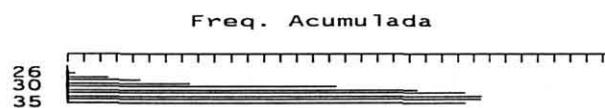
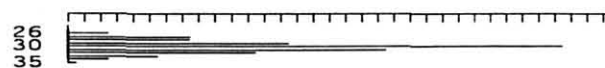
Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Campo seco/queim ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
26	12	12	2.45	2.45
27	36	48	7.36	9.82
28	37	85	7.57	17.38
29	64	149	13.09	30.47
30	149	298	30.47	60.94
31	96	394	19.63	80.57
32	54	448	11.04	91.62
33	28	476	5.73	97.34
34	11	487	2.25	99.59
35	2	489	0.41	100.00
Média	=	30.0982		
Variância	=	3.0947		
Desvio Padrao	=	1.7592		
Mínimo	=	26		
Máximo	=	35		
Amplitude	=	9		

A 4-4 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA CAMPO SECO/QUEIMADO  
Freq. Relativa



## ÁREA URBANA

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:12: 0.29 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Area urbana 1 ]

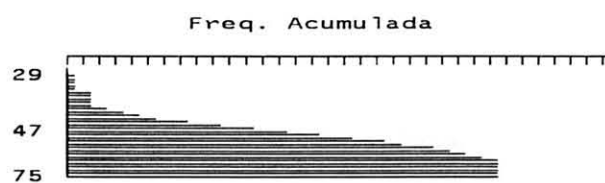
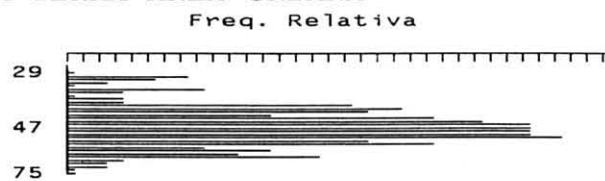
PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
-------	------	----------	---------	-------------

29	1	1	0.38	0.38
30	5	6	1.92	2.31
32	4	10	1.54	3.85
33	2	12	0.77	4.62
34	1	13	0.38	5.00
35	6	19	2.31	7.31
36	3	22	1.15	8.46
37	1	23	0.38	8.85
38	3	26	1.15	10.00
39	3	29	1.15	11.15
40	11	40	4.23	15.38
41	13	53	5.00	20.38
42	12	65	4.62	25.00
43	8	73	3.08	28.08
44	14	87	5.38	33.46
45	16	103	6.15	39.62
46	18	121	6.92	46.54
47	18	139	6.92	53.46
48	18	157	6.92	60.38
49	18	175	6.92	67.31
50	19	194	7.31	74.62
51	12	206	4.62	79.23
52	14	220	5.38	84.62
53	6	226	2.31	86.92
54	8	234	3.08	90.00
55	7	241	2.69	92.69
56	10	251	3.85	96.54
57	3	254	1.15	97.69
61	2	256	0.77	98.46
62	2	258	0.77	99.23
71	1	259	0.38	99.62
75	1	260	0.38	100.00

Média	=	46.6077
Variância	=	45.2538
Desvio Padrao	=	6.7271
Mínimo	=	29
Máximo	=	75
Amplitude	=	46



A 4-5 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA ÁREA URBANA



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

ÁREA URBANA 2

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:12:43.18 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

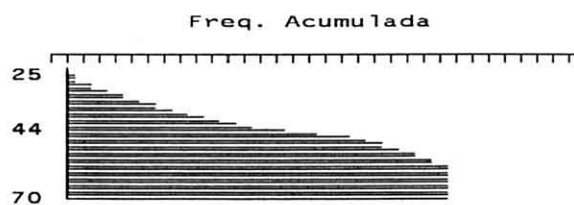
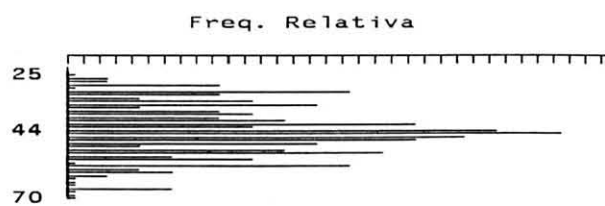
Classe de Uso [ Area urbana 2 ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
25	1	1	0.49	0.49
26	2	3	0.99	1.48
27	2	5	0.99	2.46
28	5	10	2.46	4.93
30	1	11	0.49	5.42
31	9	20	4.43	9.85
32	5	25	2.46	12.32
33	3	28	1.48	13.79
34	6	34	2.96	16.75
35	8	42	3.94	20.69
36	3	45	1.48	22.17
38	5	50	2.46	24.63
39	6	56	2.96	27.59
40	5	61	2.46	30.05
41	7	68	3.45	33.50
42	11	79	5.42	38.92
43	6	85	2.96	41.87
44	13	98	6.40	48.28
45	15	113	7.39	55.67
46	12	125	5.91	61.58
47	11	136	5.42	67.00
48	8	144	3.94	70.94
49	3	147	1.48	72.41
50	7	154	3.45	75.86
51	10	164	4.93	80.79
52	4	168	1.97	82.76
53	6	174	2.96	85.71
54	1	175	0.49	86.21
55	9	184	4.43	90.64
56	3	187	1.48	92.12
57	4	191	1.97	94.09
58	2	193	0.99	95.07
59	1	194	0.49	95.57
60	1	195	0.49	96.06
61	1	196	0.49	96.55
62	4	200	1.97	98.52
64	1	201	0.49	99.01
65	1	202	0.49	99.51
70	1	203	0.49	100.00

Média = 44.2512

Variância	=	77.5280
Desvio Padrao	=	8.8050
Mínimo	=	25
Máximo	=	70
Amplitude	=	45

A 4-6 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA ÁREA URBANA 2



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

RIOS, AÇUDES

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:12:55.49 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Rios, acudes ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
19	6	6	1.18	1.18
20	9	15	1.77	2.95
21	25	40	4.91	7.86
22	28	68	5.50	13.36
23	28	96	5.50	18.86
24	18	114	3.54	22.40
25	38	152	7.47	29.86
26	40	192	7.86	37.72
27	48	240	9.43	47.15
28	25	265	4.91	52.06
29	32	297	6.29	58.35
30	56	353	11.00	69.35
31	46	399	9.04	78.39
32	19	418	3.73	82.12
33	7	425	1.38	83.50
34	5	430	0.98	84.48
35	15	445	2.95	87.43
36	24	469	4.72	92.14
37	15	484	2.95	95.09
38	9	493	1.77	96.86
39	9	502	1.77	98.62
42	1	503	0.20	98.82
44	1	504	0.20	99.02
46	1	505	0.20	99.21
47	1	506	0.20	99.41
48	1	507	0.20	99.61
50	1	508	0.20	99.80
52	1	509	0.20	100.00

Média = 28.4990

Variância = 27.7156

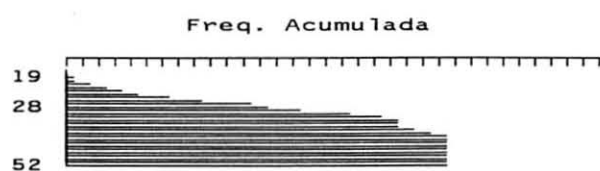
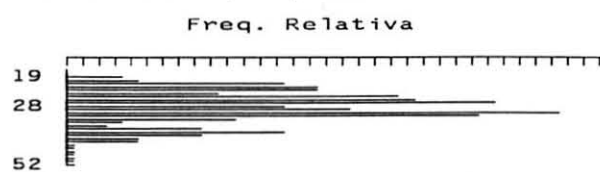
Desvio Padrao = 5.2646

Mínimo = 19

Máximo = 52

Amplitude = 33

A 4-7 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA RIOS, AÇUDE



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

ESTRADA S/PAVIM.

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:13: 7.30 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Estrada s/pav. ]

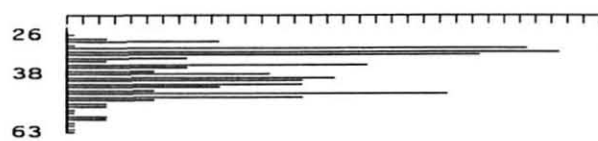
PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
26	1	1	0.71	0.71
27	2	3	1.42	2.13
28	5	8	3.55	5.67
29	1	9	0.71	6.38
30	13	22	9.22	15.60
31	14	36	9.93	25.53
32	12	48	8.51	34.04
33	4	52	2.84	36.88
34	2	54	1.42	38.30
35	9	63	6.38	44.68
36	4	67	2.84	47.52
37	3	70	2.13	49.65
38	6	76	4.26	53.90
39	8	84	5.67	59.57
40	7	91	4.96	64.54
41	7	98	4.96	69.50
42	5	103	3.55	73.05
43	3	106	2.13	75.18
44	11	117	7.80	82.98
45	7	124	4.96	87.94
46	3	127	2.13	90.07
47	2	129	1.42	91.49
48	2	131	1.42	92.91
49	1	132	0.71	93.62
50	1	133	0.71	94.33
51	2	135	1.42	95.74
53	2	137	1.42	97.16
54	1	138	0.71	97.87
56	1	139	0.71	98.58
58	1	140	0.71	99.29
63	1	141	0.71	100.00

Média	=	37.8582
Variância	=	52.1359
Desvio Padrao	=	7.2205
Mínimo	=	26
Máximo	=	63
Amplitude	=	37

A 4-8 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,

CLASSE DE USO DA TERRA ESTRADA S/ PAVIM.

Freq. Relativa



Freq. Acumulada

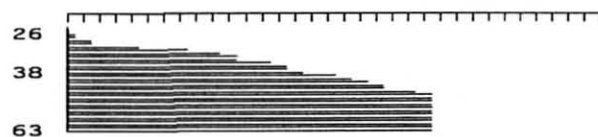




TABELA A 4-9 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA NUMÉRICO, BANDA  
ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA  
ESTRADA C/PAVIM.

235

>> Análise Estatística <<

Hora [ 21:13:22.95 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

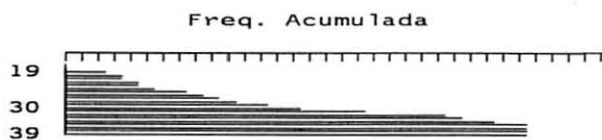
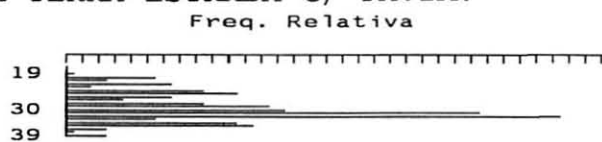
Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Estrada c/pav. ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
19	1	1	0.44	0.44
20	7	8	3.10	3.54
21	3	11	1.33	4.87
22	9	20	3.98	8.85
23	2	22	0.88	9.73
24	12	34	5.31	15.04
25	14	48	6.19	21.24
26	9	57	3.98	25.22
27	5	62	2.21	27.43
28	12	74	5.31	32.74
29	17	91	7.52	40.27
30	18	109	7.96	48.23
31	34	143	15.04	63.27
32	40	183	17.70	80.97
33	7	190	3.10	84.07
34	14	204	6.19	90.27
35	15	219	6.64	96.90
36	3	222	1.33	98.23
38	1	223	0.44	98.67
39	3	226	1.33	100.00

Média = 29.5177  
 Variância = 17.6656  
 Desvio Padrao = 4.2030  
 Mínimo = 19  
 Máximo = 39  
 Amplitude = 20

A 4-9 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,  
CLASSE DE USO DA TERRA ESTRADA C/ PAVIM.



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

FL. DE ENCOSTA

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:13:33.77 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

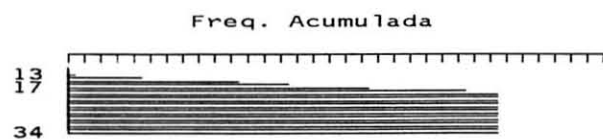
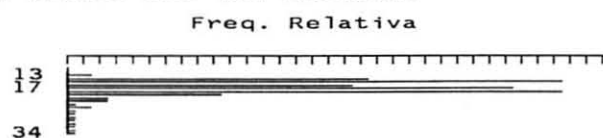
Classe de Uso [ Fl. de encosta ]

PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
13	7	7	1.13	1.13
14	79	86	12.78	13.92
15	130	216	21.04	34.95
16	73	289	11.81	46.76
17	118	407	19.09	65.86
18	129	536	20.87	86.73
19	41	577	6.63	93.37
20	9	586	1.46	94.82
21	11	597	1.78	96.60
22	3	600	0.49	97.09
23	4	604	0.65	97.73
24	1	605	0.16	97.90
25	3	608	0.49	98.38
26	3	611	0.49	98.87
27	1	612	0.16	99.03
28	1	613	0.16	99.19
30	2	615	0.32	99.51
33	1	616	0.16	99.68
34	2	618	0.32	100.00

Média	=	16.8026
Variação	=	6.5338
Desvio Padrao	=	2.5561
Mínimo	=	13
Máximo	=	34
Amplitude	=	21

## A 4-10 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,

## CLASSE DE USO DA TERRA FL. DE ENCOSTA



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

FL. DE GALERIA

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:13:44.70 ]

Data [ 25/ 5/1995-4 ]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Fl. de galeria ]

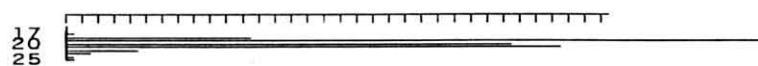
PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
17	4	4	0.55	0.55
18	67	71	9.23	9.78
19	265	336	36.50	46.28
20	168	504	23.14	69.42
21	184	688	25.34	94.77
22	27	715	3.72	98.48
23	7	722	0.96	99.45
24	3	725	0.41	99.86
25	1	726	0.14	100.00

Média	=	19.8140
Variação	=	1.3387
Desvio Padrao	=	1.1570
Mínimo	=	17
Máximo	=	25
Amplitude	=	8

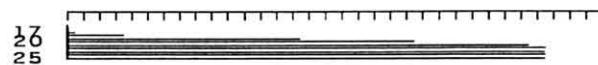
A 4-11 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,

CLASSE DE USO DA TERRA FL. DE GALERIA

Freq. Relativa



Freq. Acumulada



ESPECTRAL TM 3, CLASSE DE USO DA TERRA

FLORESTAMENTO

&gt;&gt; Análise Estatística &lt;&lt;

Hora [ 21:14: 0. 2 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem [ est\_3.img ]

Classe de Uso [ Florestamento ]

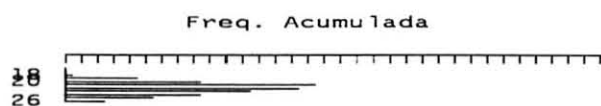
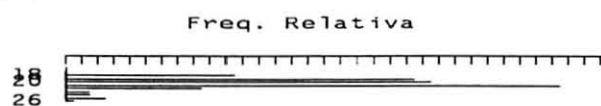
PIXEL	FREQ	FREQ ACC	PERCENT	PERCENT ACC
-------	------	----------	---------	-------------

18	21	21	10.71	10.71
19	42	63	21.43	32.14
20	44	107	22.45	54.59
21	61	168	31.12	85.71
22	17	185	8.67	94.39
23	3	188	1.53	95.92
24	2	190	1.02	96.94
25	5	195	2.55	99.49
26	1	196	0.51	100.00

Média	=	20.3010
Variância	=	2.3329
Desvio Padrao	=	1.5274
Mínimo	=	18
Máximo	=	26
Amplitude	=	8

A 4-12 HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA, BANDA ESPECTRAL TM 3,

CLASSE DE USO DA TERRA FLORESTAMENTO





## Anexo 05

Exemplo de análise estatística por amostra e por classe de uso  
da terra para a banda espectral TM3

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19: 1:40.82 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Solo exposto ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 286 ]	[ 295 ]
Pixel	[ 325 ]	[ 339 ]

## Valores digitais da amostra N° [ 1 ]

78	75	77	74	77	77	75	83	79	74	77	79	81	66	55
81	76	77	75	81	84	77	83	84	76	72	81	77	73	79
80	83	78	76	75	76	75	83	83	78	78	79	74	76	75
77	77	77	77	78	82	79	86	82	82	82	85	78	73	73
84	77	79	81	79	88	81	83	81	83	84	83	79	69	72
81	80	78	74	74	85	86	81	84	81	82	77	74	82	80
87	82	82	76	76	76	87	82	87	83	78	76	74	82	80
89	82	83	77	73	73	82	81	87	90	73	79	78	77	78
83	80	76	79	77	81	80	84	108	107	76	75	83	85	76
81	83	75	80	77	73	71	80	103	86	85	75	77	79	75

Média	=	79.4800
Variação	=	35.5029
Desvio Padrao	=	5.9584
Mínimo	=	55
Máximo	=	108
Amplitude	=	53

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19: 2:55.85 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Agricultura ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 287 ]	[ 303 ]
Pixel	[ 358 ]	[ 366 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 2 ]

21	21	21	21	21	21	19	19	19
20	20	22	20	20	20	20	20	20
21	21	21	21	21	21	21	21	21
21	21	22	21	21	21	21	20	20
22	21	21	21	21	19	19	21	21
23	21	21	22	22	21	19	19	19
22	20	20	20	19	19	19	20	19
22	22	20	22	20	20	20	20	19
22	21	21	21	20	20	19	19	20
22	20	22	20	20	20	20	20	20
23	21	21	22	19	19	21	21	19
23	21	21	22	21	22	21	21	21
25	21	21	21	20	20	20	20	21
23	21	21	21	21	22	19	19	21
23	21	22	21	19	21	19	19	21
23	21	21	21	21	21	21	19	21
25	22	23	21	19	19	21	19	22

Média	=	20.6993
Variância	=	1.3475
Desvio Padrao	=	1.1608
Mínimo	=	19
Máximo	=	25
Amplitude	=	6

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19: 3:51.16 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq., Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Campo ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 163 ]	[ 170 ]
Pixel	[ 1 ]	[ 6 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 6 ]

26	26	26	27	26	26
26	28	26	26	28	28
27	27	26	26	26	26
27	25	27	28	27	25
26	26	26	26	25	25
27	27	27	26	26	27
29	30	27	26	26	27
30	28	30	30	27	27

Média	=	26.8125
Variância	=	1.6523
Desvio Padrao	=	1.2854
Mínimo	=	25
Máximo	=	30
Amplitude	=	5

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19: 4:48.61 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Campo seco/queim ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 154 ]	[ 158 ]
Pixel	[ 38 ]	[ 48 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 11 ]

30	31	31	30	28	30	28	30	30	30	28
33	31	30	30	30	30	30	30	27	30	30
30	31	32	30	30	30	30	31	30	27	30
31	30	30	31	30	30	30	30	30	30	30
27	31	31	30	30	30	31	30	31	30	30

Média	=	30.0182
Variância	=	1.1451
Desvio Padrao	=	1.0701
Mínimo	=	27
Máximo	=	33
Amplitude	=	6

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19: 5:51.61 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Area Urbana 1 ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 247 ]	[ 254 ]
Pixel	[ 356 ]	[ 367 ]

## Valores digitais da amostra N° [ 16 ]

32	32	30	29	30	30	35	33	32	30	32	30
42	40	41	44	40	44	48	46	50	48	45	48
48	48	42	48	47	45	51	49	48	55	49	53
44	52	52	50	50	53	56	50	50	49	49	54
46	43	43	38	52	56	51	47	48	52	46	50
53	57	53	49	54	56	52	48	48	47	45	47
45	49	51	47	45	47	55	54	49	49	50	46
56	55	52	51	47	57	57	56	56	56	53	52

Média	=	47.0729
Variância	=	52.9843
Desvio Padrao	=	7.2790
Mínimo	=	29
Máximo	=	57
Amplitude	=	28

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19: 7: 4.27 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Area Urbana 2 ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 209 ]	[ 216 ]
Pixel	[ 481 ]	[ 490 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 19 ]

44	26	25	28	40	44	48	49	51	38
48	31	27	42	59	52	42	31	51	51
47	43	42	47	40	40	42	31	35	42
48	50	35	26	28	35	47	47	35	62
47	53	39	28	36	51	48	52	43	44
44	50	42	38	32	31	45	70	41	41
38	43	45	46	39	46	55	62	55	58
31	31	51	45	35	44	45	41	44	46

Média	=	42.8000
Variância	=	81.2600
Desvio Padrao	=	9.0144
Mínimo	=	25
Máximo	=	70
Amplitude	=	45

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19:10:32.72 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Aguas ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 385 ]	[ 388 ]
Pixel	[ 481 ]	[ 488 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 23 ]

33	29	26	25	25	24	25	24
30	26	25	23	25	25	25	25
30	32	30	25	26	25	25	25
28	28	34	25	25	25	25	23

Média	=	26.4375
Variância	=	7.8086
Desvio Padrao	=	2.7944
Mínimo	=	23
Máximo	=	34
Amplitude	=	11



## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19:11:15.23 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Estrada s/pav. ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 228 ]	[ 230 ]
Pixel	[ 5 ]	[ 7 ]

Valores digitais da amostra Nº [ 26 ]

47	44	39
32	32	40
32	32	32

Média	=	36.6667
Variância	=	31.7778
Desvio Padrao	=	5.6372
Mínimo	=	32
Máximo	=	47
Amplitude	=	15

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19:22:36.80 ]

Data [ 25/ 5/1995-4 ]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Estrada c/pav. ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 263 ]	[ 264 ]
Pixel	[ 122 ]	[ 150 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 31 ]

29	25	22	21	25	25	28	26	28	29	28	26	29	26	28	28	22	21	25
31	32	31	31	31	29	31	31	31	35	36	35	32	32	31	31	31	31	29

Média	=	28.4655
Variância	=	13.5592
Desvio Padrao	=	3.6823
Mínimo	=	21
Máximo	=	36
Amplitude	=	15

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19:24:10.17 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Fl. de encosta ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 60 ]	[ 65 ]
Pixel	[ 322 ]	[ 329 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 34 ]

15	14	13	14	14	15	15	17
16	14	16	14	16	16	17	16
18	15	14	15	14	14	15	15
19	18	17	17	15	14	14	17
19	18	15	15	17	15	15	15
20	18	18	16	17	17	16	18

Média	=	15.8750
Variância	=	2.6510
Desvio Padrao	=	1.6282
Mínimo	=	13
Máximo	=	20
Amplitude	=	7

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19:25:23.88 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Fl. de galeria ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 192 ]	[ 213 ]
Pixel	[ 287 ]	[ 290 ]

## Valores digitais da amostra N° [ 40 ]

```

19 18 18 18
17 17 18 18
20 20 18 18
21 18 18 19
23 19 19 18
22 19 20 18
22 22 19 19
22 24 20 19
23 22 19 20
21 18 19 19
21 19 19 19
20 18 20 20
19 21 19 18
18 18 17 18
21 19 19 19
21 18 19 19
19 19 18 19
20 18 18 20
23 20 18 20
22 19 19 18
19 21 19 19
19 18 19 19

```

Média	=	19.3523
Variância	=	2.1827
Desvio Padrao	=	1.4774
Mínimo	=	17
Máximo	=	24
Amplitude	=	7

## &gt;&gt;      Análise Estatística      &lt;&lt;

Hora [ 19:26:33.53 ]

Data [ 25/ 5/1995-4]

Arq. Imagem      [ est\_3.img ]

Classe de Uso    [ Florestamento ]

## Coordenadas amostradas

	Inicial	Final
Registro	[ 159 ]	[ 162 ]
Pixel	[ 174 ]	[ 186 ]

## Valores digitais da amostra Nº [ 47 ]

19	22	19	21	21	22	18	19	21	19	22	25	26
20	20	19	22	20	23	19	18	20	20	20	20	19
20	21	21	21	20	20	18	20	20	21	20	20	20
21	21	20	21	20	20	20	20	20	21	20	20	20

Média	=	20.3846
Variância	=	2.0828
Desvio Padrao	=	1.4432
Mínimo	=	18
Máximo	=	26
Amplitude	=	8

## 6 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 ALBURQUERQUE, P. C. G. Utilização de imagens Landsat na cartografia. **INPE 2219-MD/011**. 1981. 42p.
- 2 ANDRADE, L.A. Metodologia para a confecção de mapas temáticos utilizando dados TM LANDSAT. Dissertação de Mestrado, INPE 3893 TDL/225, São José dos Campos, SP, 1986.
- 3 ANUTA, P.E. (1970) Spatial registration of multispectral and multitemporal digital imagery using Fast Fourier Transform techniques. **IEEE Transactions on Geoscience Electronics**, GE-8 353-368.
- 4 ARAÚJO, C.A.G.; D'ALGE, J.C. Correção Geométrica de Imagens: Uma Abordagem para o Registro de Imagens Digitais LANDSAT-TM Apoiada em Cartas Topográficas de Grande e Média Escala, **IN: Anais do IV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Vol. 1: 522-530, GRAMADO, RS, 1986.
- 5 ASELTINE, J.A. **Transform methods in linear system analysis**. MC GRAW-Hill. New York, 1958.
- 6 BARBOSA, M.P. Tratamento automático de imagens. **INPE 3001 - MD/024**. São Paulo, 1984. 56p.
- 7 BENDIX. **MDAS Technical description (BSR 4210)**. Ann Arbor, MI, 1976.
- 8 BORLAND INTERNATIONAL, Inc. **Turbo Pascal: User's Guide Version 5.0**. USA, 1987. 350p.
- 9 BORLAND INTERNATIONAL, Inc. **Turbo Pascal: reference guide Version 5.0**. USA, 1987. 493p.
- 10 BRACEWELL, R.N. **The Fourier transform and its applications**. MC GRAW-Hill, New York, 1965.
- 11 CÂMARA NETO, G. Registro automático de imagens de satélite **In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 4, GRAMADO, 10-15 AGO, 1986**.
- 12 CASTELLARI, S.P.; DUTRA, L.V. Implementação de um filtro de ordem e suas aplicações em imagens de radar (SAR). **In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 5, NATAL, 11-15 OUT, 1988**.

- 13 CAVALCANTI, L. A. Correção radiométrica dos dados enviados pelo sistema MSS do satélite ERTS. **INPE 786 - NTI/039**. São Paulo, 1975. 140p.
- 14 CURRAN, P.J. **Principles of remote sensing**. Longman. London. 1985
- 15 D'ALGE, J.C.L. Qualidade geométrica de imagens TM do Landsat. In: **Congresso Brasileiro de Cartografia, Brasília, DF, 19-25 JUL 1987**, 44-59p.
- 16 D'ALGE, J.C.L.; ERTHAL, G.J. & SANCHEZ, P.L. Avaliação da qualidade geométrica de documentos cartográficos obtidos através de dispositivos imageadores por varredura. In: **VI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Manaus-AM, 24-29 JUN 1990, Vol.1**. 255-258p.
- 17 DIAS, L.A.V. **Correção radiométrica de imagens de satélite**. INPE São Paulo. 1982. (INPE 2406 PRE/116).
- 18 DUDA, R.O.; HART, P.E. **Pattern classification and scene analysis** EUA, 1973. 482p.
- 19 DUTRA, L.V. **Extração de atributos espaciais em imagens multiespectrais**. INPE 2315 TDL/078. São Paulo, 1982. 101p.
- 20 DUTRA, L.V. & MASCARENHAS, N.D.D'ÁVILA. Análise de texturas em imagens de radar usando modelos ARMA. In: **Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens, II, Águas de Lindóia, SP, 26-28 ABR 1989**. 77-88p.
- 21 DUTRA, L.V.; SOUZA, R.C.M. de; II, F.A.M.; MOREIRA, J.C. Análise automática de imagens multiespectrais. **INPE 2212-MD/1009**. São Paulo, 1981. 40p.
- 22 ENGESPACO. **Manual do Usuário: SITIM 150, Sensoriamento remoto**. São Paulo, 1987 193p.
- 23 EPIPHANIO, J.C.N. Efeito do ângulo de observação e da rugosidade superficial no comportamento espectral de solos sob condições hídricas temporalmente variáveis. São Paulo, 1983. **INPE 2777 RPE/436**.
- 24 FLORENZANO, T.G. Avaliação de dados do MSS LANDSAT para o mapeamento geomorfológico no semi-árido como suporte ao planejamento regional: Uma abordagem integrada (área teste região de Juazeiro - BA). **INPE 3984 TDL/236**. São Paulo, 1986.

- 25 FONSECA, L.M.G. & BANON, G.J.F. Duas técnicas de filtragem espacial para simular a resolução espacial ao nadir do satélite de sensoriamento remoto brasileiro (SSR). In: **Simpósio Brasileiro de Computação Gráfica e Processamento de Imagens**, Águas de Lindóia, SP, 26-28 ABR 1989. 69-76p.
- 26 FORESTI, C.; OLIVEIRA, M. de L.N. de; NIERO, M.; LIMA, U.M.B. de; PARREIRAS, E.M. de M.F. **The Use of Imagem Registration Technique in Brasilia's Urban Growth Monitoring**. São José dos Campos, INPE, 1984 (INPE-3302-PRE/614).
- 27 GENERAL ELECTRIC COMPANY (GE). **Image - 100, user manual**. Daytona Beach, Fl, 1975.
- 28 GONZALEZ, R.C.; WINTZ, P. **Digital image processing**. Reading MA, Addison-Wesley, 1977.
- 29 HABERACKER, P. **Digital image processing**. Fachhochschule. München 1984.
- 30 HADAD, R.M. & VELASCO, F.R.D. Um sistema de processamento de imagens de satélites de baixo custo que auxilia na tarefa de interpretação. In: **VI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Manaus-AM, 24-29 JUN 1990, Vol.1.142-145p.
- 31 HARTIGAN, J.A. **Clustering algoritms**. New York. John Willey, 1975.
- 32 HERNADEZ FILHO, P.; SHIMABUKURO, Y. E.; Estabelecimento de metodologia para avaliação de povoamentos florestais artificiais utilizando-se dados LANDSAT. Tese de mestrado em sensoriamento remoto e aplicações. São Paulo, 1978. **INPE 1271 TPT/089**.
- 33 HOFFER, R.M. Technique and application for Computer Aided Analysis of Multispectral Scanner Data. IN: **Proceedings of the Symposion held during the XVI IUFRO World Congress**. OSLO p 103-114. 1976.
- 34 II, F.A.M. **Seleção de atributos aplicada à imagens multiespectrais**. INPE 2303-TDL/072. 1982. 94p.
- 35 II, F.A.M. et alii. Integração de imagens orbitais a uma base de dados cartográficos. In: **VI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, Manaus-AM, 24-29 JUN 1990, Vol.1. 250-54p.



- 36 INSTITUTO DE PESQUISAS ESPACIAIS-INPE. **Manual do Usuário do Sistema de Tratamento de Imagens - SITIM**. INPE, São José dos Campos, 1986.
- 37 JENSON, S.K.; WALTZ, F.A. Principals componentes analysis and canonical analysis in remote sensing. **Proc. Am. Soc. of Photogrammetry Annual Meeting**, March 1979.
- 38 KALENSKY, Z. & WIGHTMAN, J.M. Automatic Forest Mapping Using Remotely Sensed Data. **Proceedings of the Symposium International Union of Forestry Research Organizations**. OSLO 21-26/JUN/1976. p.115-35.
- 39 KIRCHNER, F.F.; MITISHITA, E.A.; PREOSCK, R.E. Processamento Digital de Imagens Orbitais como Ferramenta no Monitoramento de Áreas Degradadas. **IN: II Encontro Paranaense de Reabilitação de Áreas Mineradas**. São Mateus do Sul, PR, 11-12 AGO 1988.
- 40 KUX, H.J.H. & DUTRA, L.V. **Estudo da viabilidade do uso de imagens do SIR-A (Shuttle Imaging Radar) corregistradas com dados do MSS-Landsat para problemas de classificação de cobertura do solo e de tipos de relevo: resultados preliminares**. INPE 3472-PRE/715, 1985, 10p.
- 41 MACHADO E SILVA, A.J.F. et alii. Correção geométrica digital de imagens MSS-Landsat. **In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**, 3, RIO DE JANEIRO, 1984.
- 42 MACHADO E SILVA, A. J. F. et alii. Procedimentos para avaliação da qualidade geométrica de produtos orbitais analógicos processados no Instituto de Pesquisas Espaciais. **In: Congresso Brasileiro de Cartografia**, Brasília, DF, 19-25 JUL 1987, 105-132p.
- 43 MARDIA, K. V.; KENT, J. T. & BIBBY, J. M. Multivariate analysis. London, Academic Press, 1979. 521p.
- 44 MASCARENHAS, N.D.A.; VELASCO, F.R.A. Processamento digital de imagens. **In: Quarta Escola de Computação**. São Paulo, 1984. 217p.
- 45 MATHER, P.M. **Computer Processing of remotely-sensed images: an introduction**. John Wiley & Sons. England. 1987. 352p.

- 46 MAXWELL, E.L. Multivariate system analysis of multispectral imagery. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, 42(9)1173-1186, sep. 1976.
- 47 MITSHITA, E.A. Transformação de entidades naturais e artificiais para o sistema cartográfico, obtidas a partir de imagens digitais de satélite. **IN: XIV Congresso Brasileiro de Cartografia**. Gramado, RS, 21-26 Mai 1989.
- 48 MORIMOTO, T. Estudo dos efeitos atmosféricos sobre as radiações percebidas pelos sensores a bordo de plataformas orbitais ERTS/LANDSAT. **Tese de mestrado em meteorologia**. São Paulo, 1980 INPE 1689 TDL/021.
- 49 MORRISON, D.F. Multivariate Statistical Methods. McGraw Hill Book Company, 415 p, 1976.
- 50 NASA. **Earth resources technological satellite, data users handbook**. Washington, DC, 1975.
- 51 NIERO, M.; LOMBARDO, M.A. **Uso de técnicas de interpretação automática na determinação de classes funcionais de uso da terra no vale do Paraíba**. INPE 1426 RPI/001. São Paulo, 1979. 31p.
- 52 NORWOOD, V.T.; LANSING JR.; J.C. ELETRO-OPTICAL IMAGING SENSORS **IN: Colwell, R.N. (ed.). Manual of remote sensing**. A.S.P. Falls Church, VI, cap. 8, p.334-367.
- 53 NOVO, E.M.L. DE M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. Ed. Edegard Blücher Ltda. São Paulo, 1989. 308p.
- 54 PAPOULIS, A. **The Fourier integral and its applications**. MC GRAW-Hill, New York, 1962.
- 55 PARADELLA, W. R. **Discriminação de Unidades Litológicas no Baixo Vale do Araça (Bahia) através de Realces por Processamento Digital de Dados MSS-LANDSAT-3**. Inst. de Geociências, USP, Tese de Doutorado, 1983.
- 56 PEREIRA, R.S.; KIRCHNER, F.F. Otimização de dimensões de máscaras e eficiência visual de filtros espaciais na extração de atributos. **IN: VII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto**. Curitiba, PR, 10-14 MAI 1993.

- 57 PEREIRA, R.S.; KIRCHNER, F.F. Técnica de Componentes Espectrais: Estudo de Caso em Sensoriamento Remoto. **IN: XXI Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola & I Simpósio de Engenharia Agrícola do Cone Sul.** Santa Maria, 1991.
- 58 RIBEIRO, E.A.; II, F.A.M.; MOREIRA, J.C.; DUTRA, L.V. OLIVEIRA, S,B.M. Processamento de imagem e classificação de padrões. **In: INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS.** Departamento de Sensoriamento Remoto (DSR). Curso de treinamento: aplicações de sensoriamento remoto, com ênfase em imagens LANDSAT, no levantamento de recursos naturais. São José dos Campos, INPE, 1980. (INPE - 1949-MD/006).
- 59 SOARES RIBEIRO, C.A.A.S.; RIBEIRO, J.C. & BRITES, R.S. GAVIÃO - an alternative system for image processing. **In: VI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Manaus-AM, 24-29 JUN 1990, Vol.1. 163-166p.**
- 60 RICHARDS, J.A. **Remote sensing digital image analysis.** Springer Verlag Berlin Heidelberg. Gernany, 1986. 281p.
- 61 ROBINSON, B. F.; DEWITT, D. P. Electro - Optical Non-Imaging Sensors. **In: Colwell, R.N. (ed.) Manual of Remote Sensing.** A.S.P. Falls Church, V I, Cap. 7, p. 293-333, 1983.
- 62 ROCHA, H.L. de C. & MINAMOTO, M. **Projeção Gráfica de um Espaço de Atributos Quadridimensional.** INPE 2069-RPE/309. São José dos Campos, 1981.
- 63 SANTOS, J. R.; HERNADEZ FILHO, P. & SHIMABUKURO, Y. E. **Metodologia de interpretação de dados de sensoriamento remoto e aplicações em vegetação.** INPE 2215-MD/010. 1981. 59p.
- 64 SCARIM J. L. & MENEGUETTE, A.A.C. Sistema interativo de processamento de imagens para treinamento em sensoriamento remoto e cartografia digital. **In: XV Congresso Brasileiro de Cartografia, São Paulo, 28 JUL-02 AGO 1991, Vol.3. 506-510p.**
- 65 SCHOWENGERDT, R. A. **Techniques for image processing and classification in remote sensing.** Florida, EUA, 1983. 249p.
- 66 SELZER, R.H. The use of computers to improve biomedical image quality. **Proc. FJCC, pp 817-834. Dec, 1968.**

- 67 SERRA, P.R.M. Geração de imagens TM Landsat em fitas compatíveis com computador geometricamente corrigidas. **IN: Congresso Brasileiro de Cartografia**, Brasília, DF, 19-25 JUL 1987, 94-104p.
- 68 SILVA, I. Técnicas de tratamento de imagens para vetorização de fotos aéreas. **In: XV Congresso Brasileiro de Cartografia**, São Paulo, 28 JUL-02 AGO 1991, Vol.1. 29-37p.
- 69 SOUZA, R.C.M. DE. **INPE Landsat-D thematic mapper computer compatible tape format specification**. INPE 2553 PRE/207. São Paulo, 1982. 59p.
- 70 SWAIN, P.H.; DAVIS, S.M. **Remote sensing : the quantitative approach**. New York, MC GRAW-Hill, 1978. 395p.
- 71 TOU, J.T.; GONZALEZ, R.C. **Pattern recognition principles**. EUA Addison-Wesley Publishing Company. 1974. 377p.
- 72 TUCKER, C. J. Asymptotic nature of canopy spectral reflectance. **Applied Optics**, 16 (sf): 1151-1156, 1977.
- 73 VELASCO, F.R.D.; PRADO, L.O.C.; SOUZA, R.C.M. **Sistema MAXVER: manual do usuário**. INPE 1315 NTI/110. São Paulo, 1978. 72p.
- 74 VELASCO, F.R.D.; PRADO, L.O.C.; SOUZA, R.C.M. **Sistema MAXVER manual de descrição dos programas**. INPE 1499 RPI/004. São Paulo, 1979. 89p.
- 75 VERMOTE, E.; TANRE, D. & HERMAN, M. Atmospheric effects on satellite imagery corrections algorithms for ocean color or vegetation monitoring. **In: International Symposium on Primary Data Acquisition - Proceedings, ISPRS**, Manaus, AM, 24-29 JUN 1990. 46-55p.
- 76 WACKER, A.G. The minimum distance approach to classification PhD. Tesis. **LARS Information Note 100771**. Laboratory for Applications of remote sensing and Technical Report TR-EE 71-37, School of Electrical Engineering. Purdue University. West Lafayette. Ind. 1971.